

SERGIO LUIZ CEQUINEL FILHO

**ANÁLISE DE MÉTODOS PARA
VALIDAÇÃO DE MEDIÇÕES DE
ENERGIA ELÉTRICA**

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do grau de Mestre, no Programa
de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Setor
de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki.

Curitiba, 2008.

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, Lourdes Bonamigo, pelo carinho, estímulo e entusiasmo que guiaram meu caminho na conclusão desta monografia.

À Companhia Paranaense de Energia Elétrica (COPEL) pela liberação parcial de tempo para execução desta capacitação profissional, em especial ao Sr. Luiz Antonio Rossafa, Sr. Franklin Kelly Miguel, Sr. Silvio Michel de Rocco, Sra. Marlene Zannin e Sra. Susie Cristina Pontarolli, pelo total apoio e incentivo.

À Universidade Federal do Paraná (UFPR), pela sua estrutura e organização; pelo seu corpo docente, quando todos os professores apresentaram, da melhor forma, seu conhecimento.

Ao Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento (LACTEC), pela utilização da estrutura e do corpo de profissionais que sempre estiveram prontos para quaisquer auxílios.

Ao Professor Alexandre Rasi Aoki, pela valiosa orientação e atenção ao transmitir conhecimentos e incentivos para a conclusão deste estudo.

Ao mestre e excelente profissional Fábio Alessandro Guerra, que despendeu seu tempo para a colaboração na realização das simulações.

Aos colegas de curso, amigos e companheiros de trabalho e demais pessoas que colaboraram para a conclusão desta monografia, pelo apoio em todos os momentos.

Sou um só, mas ainda assim sou um. Não posso fazer tudo, mas posso fazer alguma coisa. E,
por não poder fazer tudo, não me recusarei a fazer o pouco que posso.
O que eu faço, é uma gota no meio de um oceano. Mas sem ela, o oceano será menor.

Madre Teresa de Calcutá

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE SIGLAS

RESUMO

ABSTRACT

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	14
1.2 JUSTIFICATIVA	16
1.3 OBJETIVOS	17
1.4 ASPECTOS TEÓRICOS DESTACADOS.....	18
1.4.1 Mineração de Dados de Medição de Energia.....	18
1.4.2 Previsão por Técnicas de Inteligência Artificial	19
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	21
2 CONTEXTO DA MEDIÇÃO E USO DA ENERGIA ELÉTRICA	22
2.1 EVOLUÇÃO DO SETOR ELÉTRICA DO BRASIL.....	22
2.2 COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA.....	25
2.2.1 Pontos de Medição	28
2.2.2 Rede Básica	31
2.2.3 Sistema de Coleta de Dados de Energia	32
2.2.4 Medições para Contabilização de Energia	38
2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	42
3 METODOLOGIAS PARA VALIDAÇÃO DOS DADOS DE MEDIÇÃO	43
3.1 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS NÃO-LINEARES.....	43
3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	49
3.2.1 Conceito e Histórico	49
3.2.2 O Neurônio Artificial	52
3.2.3 A Rede Neural Artificial	54
3.2.4 Aplicação das Redes Neurais.....	56

3.2.5 Adaptação e Aprendizagem das Redes Neurais Artificiais	57
3.3 REDE NEURAL DE FUNÇÃO DE BASE RADIAL.....	59
3.3.1 Algoritmo de Agrupamento k-Médias	61
3.3.2 Algoritmo de Otimização de Mínimos Quadrados	63
3.4 MODELO AUTO-REGRESSIVO USANDO MÍNIMOS QUADRADOS	64
3.5 COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO MÚLTIPLA R^2	67
4 SISTEMA DE GESTÃO DOS DADOS DE MEDIÇÃO	68
4.1 INTRODUÇÃO	68
4.2 ARQUITETURA DO SISTEMA DE VALIDAÇÃO	68
4.2.1 Funcionalidades Gerais	69
4.2.2 Vantagens da Arquitetura de Sistemas de Validação	70
4.2.3 Objetivos	71
4.3 MODELAGEM COMPUTACIONAL	71
4.3.1 SVM-Configurador	71
4.3.2 SVM-Servidor	73
4.3.3 SVM-Cliente	74
4.4 INTERFACE DE OPERAÇÃO DO SVM-SERVIDOR.....	76
4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	85
5 CASOS ESTUDADOS E RESULTADOS	86
5.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	86
5.2 CARACTERÍSTICAS DAS SUBESTAÇÕES E DOS MEDIDORES	87
5.3 DEMONSTRAÇÃO DAS MEDIÇÕES	88
5.4 RESULTADOS DA SIMULAÇÃO	90
5.4.1 Subestação Bateias	90
5.4.2 Subestação Ibiporã	97
5.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	104
6 CONCLUSÕES E PESQUISAS FUTURAS.....	107
REFERÊNCIAS	108

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Esquema do MCP ou mercado <i>spot</i>	26
Figura 2.2 - Pontos de conexão	29
Figura 2.3 - Resoluções que definem a rede básica.....	32
Figura 2.4 - Tipos, designações e símbolos das perdas de energia	34
Figura 2.5 - Exemplo de centro de gravidade em um submercado	35
Figura 2.6 - Coleta de dados de medição via central de aquisição de dados do agente	40
Figura 3.1 - Princípios para a construção de um modelo matemático.....	45
Figura 3.2 - Diagrama de blocos para uma identificação de sistemas.....	46
Figura 3.3 - Rede neural - modelo paralelo	48
Figura 3.4 - Rede neural - modelo série-paralelo	48
Figura 3.5 - Componentes do neurônio natural	53
Figura 3.6 - Constituintes do neurônio artificial	54
Figura 3.7 - Rede neural artificial.....	55
Figura 3.8 - Estrutura geral de uma RN-RBF.....	60
Figura 3.9 - Algoritmo de agrupamentos k-médias.....	63
Figura 3.10 - Fluxograma do sistema desenvolvido.....	66
Figura 4.1 - Arquitetura geral do SVM	70
Figura 4.2 - DC do SVM-Configurador	72
Figura 4.3 - DFD do SVM-Configurador.....	73
Figura 4.4 - DC do SVM-Servidor	73
Figura 4.5 - DFD do SVM-Servidor.....	74
Figura 4.6 - DC do SVM-Cliente	75
Figura 4.7 - DFD do SVM-Cliente.....	75
Figura 4.8 - Interface <i>principal</i> do SVM-Cliente.....	76
Figura 4.9 - Interface da regional SDO – SE Cascavel: símbolos.....	77
Figura 4.10 - Interface <i>medidores</i> : SE Cascavel	78
Figura 4.11 - Interface <i>medidores</i> : visualizar dados.....	80
Figura 4.12 - Interface <i>medidores</i> : gráficos em conjunto.....	81
Figura 4.13 - Interface <i>medidores</i> : gráficos com medidores somados	82

Figura 4.14 - Interface <i>medidores</i> : validações.....	82
Figura 4.15 - Interface <i>medidores</i> : inserção de dados	83
Figura 4.16 - Interface <i>principal</i> - arquivo: gráficos de carga das unidades.....	83
Figura 4.17 - Interface <i>principal</i> - arquivo: gráfico de carga da Copel.....	84
Figura 4.18 - Interface <i>principal</i> - arquivo: gráfico em conjunto.....	85
Figura 5.1 - Arquitetura geral da RN-RBF para os medidores analisados.....	86
Figura 5.2 - Gráfico de demonstração das medições.....	89
Figura 5.3 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Bateias - Medidor BT ATF- C 230-138kV resultados e erros - simulações 1, 2, 3	92
Figura 5.4 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Bateias - Medidor BT ATF- C 230-138kV resultados e erros - simulações 4, 5, 6	93
Figura 5.5 - Gráficos do Método Mínimos Quadrados - SE Bateias - Medidor BT ATF- C 230-138kV - resultados e erros.....	94
Figura 5.6 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Bateias - Medidor BT ATF- D 230-138kV resultados e erros - simulações 1, 2, 3	95
Figura 5.7 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Bateias - Medidor BT ATF- D 230-138kV resultados e erros - simulações 4, 5, 6	96
Figura 5.8 - Gráficos do Método Mínimos Quadrados - SE Bateias - Medidor BT ATF- D 230-138kV - resultados e erros.....	97
Figura 5.9 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- A 230-138kV resultados e erros - simulações 1, 2, 3	99
Figura 5.10 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- A 230-138kV resultados e erros - simulações 4, 5, 6	100
Figura 5.11 - Gráficos do Método Mínimos Quadrados - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- A 230-138kV - resultados e erros.....	101
Figura 5.12 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- B 230-138kV resultados e erros - simulações 1, 2, 3	102
Figura 5.13 - Gráficos do Método RN-RBF - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- C 230-138kV resultados e erros - simulações 4, 5, 6	103
Figura 5.14 - Gráficos do Método Mínimos Quadrados - SE Bateias - Medidor BT ATF- C 230-138kV - resultados e erros.....	104

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Legislação definindo as penalidades	37
Tabela 2.2 - Comercialização/distribuição de energia - agentes e condições	38
Tabela 2.3 - Cronograma para leitura dos dados de medição de energia	41
Tabela 3.1 - Comparação entre o cérebro e um computador	54
Tabela 4.1 - Arquivos do SVM-Servidor	70
Tabela 4.2 - Regionais e SEs - Copel - Paraná.....	76
Tabela 4.3 - Símbolos para validação.....	77
Tabela 5.1 - Etapas de previsão e validação	87
Tabela 5.2 - Características das SEs definidas para os casos estudados	88
Tabela 5.3 - Características dos medidores definidos para os casos estudados	88
Tabela 5.4 - SE Bateias - Medidor BT ATF- C 230-138kV- método RN-RBF	91
Tabela 5.5 - SE Bateias - Medidor BT ATF- C 230-138kV- método Mínimos Quadrados ..	91
Tabela 5.6 - SE Bateias - Medidor BT ATF- D 230-138kV- método RN-RBF	94
Tabela 5.7 - SE Bateias - Medidor BT ATF- D 230-138kV- método Mínimos Quadrados..	94
Tabela 5.8 - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- A 230-138kV- método RN-RBF.....	98
Tabela 5.9 - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- A 230-138kV- método Mínimos Quadrados..	98
Tabela 5.10 - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- B 230-138kV- método RN-RBF	101
Tabela 5.11 - SE Ibiporã - Medidor BT ATF- B 230-138kV- método Mínimos Quadrados.	101

LISTA DE SIGLAS

ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica
ACR - Ambiente de Contratação Regulada
ACL - Ambiente de Contratação Livre
ARMA - *Auto Regressive Moving Average*
ARIMA - *Auto Regressive Integrated Moving Average*
BD - Banco de Dados
CAD - Central de Aquisição de Dados
CCEE - Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CCC - Conta de Consumo de Combustíveis
CCE - Canais de Comunicação Exclusivos
CDE - Conta de Desenvolvimento Energético
CGCE - Câmara de Gestão da Crise de Energia
CNPE - Conselho Nacional de Política Energética
CNAEE - Conselho Nacional de Águas e Energia Elétrica
COPEL - Companhia Paranaense de Energia Elétrica
CUST - Contrato de Uso do Sistema de Transmissão
DC - Diagrama de Contexto
DFD - Diagrama de Fluxo de Dados
DNAEE - Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica
DNPM - Departamento Nacional de Produção Mineral
EFA – Energia Faturada
ELETROBRAS- Empresa Brasileira de Eletricidade
EEN - Energia Entregue
EES - Encargos de Serviços de Sistema
ESU - Energia Suprida
EUST - Encargos de Uso do Sistema de Transmissão
FG - Fator de Carga
FP - Fator de Perda
IEEE - Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
ISP - Provedor de Internet
ITC - Instalação de Transmissão
LF - Liquidação Financeira
MAE - Mercado Atacadista de Energia
MCP - Mercado de Curto Prazo
MF - Ministério da Fazenda

MLP - *Multi Layer Perceptrons*
MP - Medidor Principal
MQ - Mínimos Quadrados
MR - Medidor de Retaguarda
MRE - Mecanismo de Realocação de Energia
MSE - Modelagem do Sistema Elétrico
MUST - Montante de Uso do Sistema de Transmissão
ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico
PCO - Perda Comercial
PdC - Procedimento de Comercialização
PGL - Perdas Globais
PLD - Preço de Liquidação das Diferenças
PC - Ponto de conexão
PM - Ponto de Medição
PRODIST - Procedimento de Distribuição de Energia
PROINFA - Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica
PTC - Perdas Técnicas
QEE - Qualidade de Energia Elétrica
RB - Rede Básica
RNA - Rede Neural Artificial
RN - Rede Neural
RN-RBF - Rede Neural de Base Radial
SCDE - Sistema de Coleta de Dados de Energia
SCL - Sistema de Contabilização e Liquidação (SINERCOM)
SE - Subestação
SIN - Sistema Interligado Nacional
SMF - Sistema de Medição de Faturamento
SINERCOM - Sistema de Contabilização e Liquidação
SPLIT - Divisor de Comunicação
SVM - Sistema de Validação da Medição
TI - Transformadores para Instrumentos
TUSD - Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição
TUST - Tarifas de Uso do Sistema de Transmissão
UCR - Unidade de Comunicação Remota

RESUMO

O montante líquido medido de energia para cada agente, que possibilita a contabilização e liquidação financeira das operações no mercado de curto prazo, são obtidos através de uma estrutura de pontos de medição de geração e de consumo. Os dados de medição nos pontos de conexão com a rede básica (RB) devem ser encaminhados diariamente, via Sistema de Coleta de Dados de Energia (SCDE), para a base de dados da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Apesar de todos os cuidados observados na organização do projeto, comissionamento e instalação dos equipamentos de medição, os instrumentos de medição podem apresentar comportamentos fora do padrão, os quais se concretizam em erros de leitura. Para as concessionárias de distribuição, desvios de mercado em relação à sua previsão utilizada na contratação representam perda de receita, e, portanto, deterioram os ganhos com o negócio a fio. Portanto, é de suma importância a gestão diária dos dados de medição de energia nos pontos de conexão com a rede básica. Sendo assim, o objetivo geral desta dissertação é analisar metodologias computacionais aplicáveis ao problema de validação diária da medição de energia elétrica nos pontos de conexão com a RB possibilitando ao agente distribuidor de energia elétrica prevenir erros/problemas no processo de contabilização da energia comercializada na CCEE. Foi feito um estudo comparativo de desempenho dos métodos baseados em redes neurais com base radial (RN-RBF) e auto-regressivo usando mínimos quadrados (AR MQ). A RN-RBF foi, então, aplicada em uma configuração série-paralelo agregando os algoritmos de agrupamento k-médias e de otimização por mínimos quadrados para a estimação de seus parâmetros. Para aplicação no problema real da concessionária observou-se que o uso do método de estimação por AR MQ é mais adequado devido à facilidade de ajuste, implementação e interpretação dos resultados obtidos, pois os coeficientes de correlação múltipla (R^2) encontrados ficaram muito próximos do valor 1 (um), considerado um modelo mais preciso. Por fim, apresentou-se também a modelagem computacional de um sistema de gestão de medições de energia elétrica desenvolvido para prover os analistas das concessionárias de uma ferramenta que permita a realização da validação das medições diariamente.

Palavras-chave: auto-regressivo usando mínimos quadrados, redes neurais de base radial, séries temporais, validação.

ABSTRACT

The energy amounts for each agent which defines the spot market financial accounting and liquidation are obtained from generation and load measurement point's structure. The measurement data in transmission network (RB) connection points must be sent daily by Energy Data Assess System (SCDE) to the data base of Electrical Energy Commercialization Council (CCEE). Despite of measurement equipment project design, commissioning and installation cares, it is observed non-standard behaviors with wrong measures. For utilities, market deviation from its forecasting used for energy contracting performs income losses, so reduce business profits. Thus, it's important energy measurement data daily management in connection points with transmission network. Therefore, the main objective of this work is analyze computer methodologies applied to electrical energy measurement daily validation in connection points with RB to provide against energy accounting process faults in CCEE. It was done a performance comparative study with neural networks with radial basis function (RN-RBF) and autoregressive with least squares (AR MQ). The RN-RBF was implemented in series-parallel configuration associated to k-means algorithm and least squares to optimize its parameters. For practical use it was observed that least square estimators fitted better due to its easy settings, implementation and results analysis, therefore the multiple correlation coefficients (R^2) are near 1 (one), showing to a more accurate model.. Finally, this work introduces an electrical energy measurement management system computer modeling developed for Utilities analysts' daily measurement validation.

Key-words: autoregressive with least squares, neural network with radial basis function, time series, validation.

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

As regras de comercialização de energia elétrica no Brasil foram radicalmente alteradas com a Lei n. 10.848/2004. Neste novo modelo do setor elétrico, as concessionárias de distribuição devem garantir a sua remuneração por meio da gestão de ativos. A atividade de distribuição passou a ser orientada para o serviço de rede e de venda de energia aos consumidores cativos com tarifa e condições de fornecimento reguladas pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e a comercialização de energia elétrica sob responsabilidade da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE)¹.

Nesse sentido, a receita da Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição (TUSD) deve ser suficiente para remunerar os investimentos e custos de operação e manutenção dos distribuidores e, ainda que a compra e venda de energia não faça parte do seu negócio, eles precisam comprá-la para atender aos seus consumidores, sem receber qualquer tipo de remuneração por esse serviço, ficando apenas com os riscos do negócio².

Os montantes líquidos medidos de energia para cada agente, que possibilita a contabilização e liquidação financeira das operações no mercado de curto prazo, são obtidos através de uma estrutura de pontos de medição de geração e de consumo, definidos pela Modelagem do Sistema Elétrico (MSE), representante, na CCEE, do Sistema Interligado Nacional (SIN).

Os dados de medição nos pontos de conexão com a rede básica (RB) devem ser encaminhados diariamente, via Sistema de Coleta de Dados de Energia (SCDE), para a base de dados da CCEE. Apesar de todos os cuidados observados na organização do projeto, comissionamento e instalação dos equipamentos de medição, os instrumentos de medição

¹ Conforme determina a Convenção de Comercialização, homologada pela Resolução Normativa n. 109/2004 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), é de responsabilidade da Câmara de Comercialização de energia Elétrica (CCEE) a especificação, orientação e determinação dos aspectos referentes à adequação do sistema de medição de faturamento (SMF) e pela implantação, operação e manutenção do sistema de coleta de dados (SCDE), para viabilizar a coleta dos dados de energia elétrica para uso no sistema de contabilização e liquidação (SCL) ou Sinercom, a fim de garantir a exatidão das grandezas apuradas e o cumprimento dos prazos exigidos.

² Como determinado no Decreto n. 5.163/2004, art. 7º - Os contratos de compra de energia para garantir os contratos de venda originais (...) serão firmados sob a integral responsabilidade do agente vendedor, inclusive quanto aos riscos de diferenças de preços entre submercados.

podem apresentar comportamentos fora do padrão, os quais se concretizam em erros de leitura.

Como são valores expressivos da contabilização e representam uma significativa quantidade de dados a serem enviados à CCEE, os eventuais erros no seu envio podem acarretar multas para os distribuidores. De forma a possibilitar correções dos dados enviados, a CCEE permite que as concessionárias de distribuição procedam, uma vez por mês, ao ajuste (correção) nos dados medidos. No entanto, a inexistência de mecanismos ou *softwares* que permitam e/ou auxiliem o gerenciamento do mercado de energia e a falta de uma metodologia de validação e checagem da consistência da medição de energia por ponto de conexão com a rede básica, enviada diariamente para o SCDE da CCEE, faz com que as distribuidoras não consigam realizar uma gestão da contratação de energia elétrica otimizada, pois não há possibilidade de operações no sistema elétrico para correção de desvios de carga/energia sobre ou subcontratadas.

No modelo vigente, o agente distribuidor de energia elétrica deve gerenciar o seu mercado usando a medição de energia elétrica em cada ponto de conexão com a rede básica visto que, vale reforçar, o diferencial de perdas elétricas em relação à previsão definida pela distribuidora na contratação, representam perdas de receita³.

Sendo assim, sabe-se que a análise e a validação diária dos dados de medição de energia nos pontos de conexão com a rede básica são de suma importância, pois permitem o acompanhamento da carga detectando o mínimo problema que possa ocorrer com os mesmos. Se os dados de medição nos pontos de conexão com a rede básica (RB) devem ser encaminhados diariamente, via Sistema de Coleta de Dados de Energia (SCDE), para a base de dados da CCEE, é imprescindível que sejam analisados e validados. Contudo, é importante salientar que, devido ao grande número de pontos de medição, conseqüentemente, de uma significativa quantidade de informações, tais análise e validação tornam-se praticamente inviáveis, se realizadas manualmente.

Aos problemas anteriormente citados, somam-se as situações de desconforto nas atividades diárias do corpo técnico das concessionárias. Isso quer dizer que, por tratar de

³ Como define a Resolução Normativa n. 67/2004, da ANEEL, em seu art. 8º - A concessionária ou permissionária de distribuição deverá instalar, em sua área de atuação, sistema de medição para faturamento de energia elétrica (...); § 2º O diferencial de perdas elétricas entre o sistema de medição a que se refere o “caput” e o disposto no § 1º deverá ser atribuído, proporcionalmente, a cada concessionária ou permissionária de distribuição, segundo regra algébrica a ser elaborada pelo Mercado Atacadista de Energia Elétrica (MAE).

valores monetários extremamente elevados, o grau de responsabilidade nessa rotina de trabalho leva o analista a um elevado grau de exposição e risco relacionado ao erro. Por isso essa atividade deve ser instrumentada de forma a contribuir para uma tomada de decisão em equipe, ou seja, colocar a inovação tecnológica a serviço do ser humano.

1.2 JUSTIFICATIVA

Para as concessionárias de distribuição, desvios de mercado em relação à sua previsão utilizada na contratação representam perda de receita, deteriorando os ganhos do negócio, é de suma importância a gestão diária dos dados de medição de energia nos pontos de conexão com a rede básica.

Destaca-se ainda que na CCEE as perdas elétricas são rateadas entre os agentes proprietários de pontos de medição de geração e de consumo, para garantir que a geração efetiva total do sistema coincida com a carga efetiva total do sistema. Os pontos do SIN que participam do referido rateio são definidos pela ANEEL.

Com a evolução no processo de contabilização da energia elétrica⁴ comercializada na CCEE, torna-se indispensável uma redefinição da sistemática de análise dos dados de medição de energia para faturamento. O que se observa, atualmente, é que apesar de todos os cuidados no projeto, comissionamento e instalação dos equipamentos de medição, ocorrem comportamentos fora do padrão e conseqüentes erros de leitura.

A CCEE contabiliza as diferenças entre o que foi produzido ou consumido e o que foi contratado. As diferenças positivas ou negativas são liquidadas no Mercado de Curto Prazo (MCP) e valoradas ao Preço de Liquidação das Diferenças (PLD), determinado semanalmente para cada patamar de carga e para cada submercado. Tem como base o custo marginal de operação do sistema, este limitado por um preço mínimo e por um preço máximo (ANEEL, 2004). O resultado que se espera desse processo é o aperfeiçoamento dos procedimentos de gerenciamento do mercado de energia elétrica, tornando-os mais seguros e precisos.

⁴ O processo de comercialização de energia elétrica ocorre de acordo com parâmetros estabelecidos pela Lei n. 10.848/2004, pelos Decretos ns. 5.163/2004 e 5.177/2004 e pela Resolução Normativa da ANEEL n. 109/2004: as relações comerciais são regidas por contratos de compra e venda de energia, celebrados entre os agentes no âmbito do sistema interligado nacional (SIN), que devem ser registrados na CCEE.

A CCEE permite, uma vez por mês, a correção de eventuais erros na base de dados de medição, embora o grande número de pontos de medição e a conseqüente quantidade de informações tornem essa análise diária praticamente inviável se realizada manualmente, sem ajuda do computador (CCEE, 2008). No entanto, destaca-se que atualmente o processo de validação das medições de energia, na maioria dos agentes, é baseado no trabalho de um analista da concessionária de distribuição, o qual integra todos os dados de medição em um único banco de dados e passa a analisar o comportamento das curvas diárias de cada ponto de medição buscando identificar comportamentos anômalos.

Essa tarefa é realizada com o auxílio de ferramentas rudimentares disponíveis em planilhas eletrônicas e é dependente da experiência do analista e do curto espaço de tempo para a realização da atividade (12 dias úteis após o fechamento do mês). Por conseguinte, a metodologia hoje aplicada dificulta a busca/controle das informações com rapidez e precisão, deixando a desejar quanto às verificações de consistência dos dados em relação às variações do mercado, sazonalidades, implantação de novos procedimentos operativos, até mesmo da falta de dados, antes do encaminhamento para a CCEE.

A metodologia de validação diária das medições de energia proposta neste trabalho representa mais do que uma inovação tecnológica para as concessionárias e distribuidoras, representa uma contribuição para o aperfeiçoamento dos procedimentos de gerenciamento do mercado de energia elétrica, tornando-os mais precisos e confiáveis.

1.3 OBJETIVOS

O objetivo geral desta dissertação é analisar metodologias computacionais aplicáveis ao problema de validação diária da medição de energia elétrica nos pontos de conexão com a RB possibilitando ao agente distribuidor de energia elétrica prevenir erros/problemas no processo de contabilização da energia comercializada na CCEE.

Neste contexto, a idéia é testar metodologias de previsão de séries temporais para a validação dos dados. Para tanto os objetivos específicos desta dissertação incluem:

- a) implementar e comparar as metodologias de rede neural de base radial e auto-regressivo usando mínimos quadrados para previsão de séries temporais e futura consistência dos dados;

- b) analisar a metodologia que proporcione a melhor precisão e velocidade na fase dos testes e validação, considerando como base os valores históricos depurados, bem como a viabilidade técnica de implementação real da metodologia nos sistemas das distribuidoras de energia elétrica.

1.4 ASPECTOS TEÓRICOS DESTACADOS

1.4.1 Mineração de Dados de Medições de Energia

O avanço das tecnologias para coleta, armazenamento e gerenciamento de dados de medição oferece a possibilidade da geração de tendências e padrões que podem ser usados no aperfeiçoamento das metodologias que visam corrigir/evitar erros/desvios nas leituras dos pontos de medição.

A mineração de dados é a “extração de conhecimentos de base de dados”, base esta definida como “processo de identificação de padrões válidos, novos, potencialmente úteis e compreensíveis embutidos nos dados”, que é orientado em função de seu domínio de aplicação e dos repositórios de dados que lhes são próprios (FAYYAD, PIATETSKY-SHAPIRO, SMITH, 1997).

O processo de mineração está centralizado na interação entre os usuários, assim definidos: especialista do domínio, com amplo conhecimento do domínio da aplicação, fornecendo apoio para a execução do processo; analista, especialista no processo de extração de conhecimento, responsável por sua execução e conhecedor das suas etapas; usuário final, utiliza o conhecimento extraído no processo para tomar decisões.

Este processo de extração de conhecimento divide-se em várias etapas:

- a) inicial, de identificação do problema: ocorre o estudo do domínio da aplicação e a definição de objetivos e metas; depende da participação dos especialistas do domínio na aplicação do fornecimento de informações do analista para identificar os possíveis padrões como subsídios para as demais etapas;
- b) pré-processamento: ocorre a aplicação de métodos para tratamento, limpeza e redução do volume de dados antes de iniciar a próxima etapa, observando que a execução das transformações na base de dados (extração e integração, unificando

os dados; transformação, adequando os dados para serem utilizados nos algoritmos de extração de padrões; limpeza, garantindo a qualidade dos dados; seleção e redução dos dados, adequando-os ao espaço em memória ou no tempo de processamento) deve ser conduzida pelos objetivos do processo de extração de modo que o conjunto de dados gerados apresente as características necessárias para alcançá-los;

- c) extração de padrões: direcionada para alcançar os objetivos definidos na identificação do problema, ocorre a escolha da tarefa (no caso deste estudo, a análise de métodos para validação de medições de energia elétrica), a escolha do algoritmo (no caso deste estudo, definiu-se redes neurais artificiais e mínimos quadrados) e a extração dos padrões (neste estudo, aplicação dos algoritmos de mineração escolhidos para extração de padrões embutidos nos dados coletados nas SE de Bateias e Ibiporã, no Paraná, que distribuem energia elétrica da COPEL);
- d) pós-processamento: ocorre a desenvolvimento de técnicas que permitam oferecer ao usuário apenas os padrões que lhe sejam mais interessantes/relevantes, isto é, apresentar-lhe um estudo das medidas de interesse subjetivas, classificando-as em acionáveis em função das suas crenças.

Para Silberschatz e Tuzhilin (1996), a questão de interesse do padrão é expressa em termos do quanto este estudo afetará essas crenças, ou seja, como será utilizado para definir o que é esperado.

1.4.2 Previsão por Técnicas de Inteligência Artificial

O problema da previsão de demanda tem sido alvo de pesquisas devido à sua importância para as concessionárias. Técnicas clássicas de previsão, tais como a regressão linear modelo ARIMA, e diversos modelos não-lineares têm sido propostos (BOX, JENKINS e REINSEL, 1994). As redes neurais vêm de encontro a uma modelagem não-linear, não-paramétrico, aplicado a problemas cujo modelo analítico é de difícil, senão impossível obtenção, como é de freqüente ocorrência nos casos de previsão de demanda de potência elétrica a curto, médio e longo prazos (HIPPERT, BUNN e SOUZA, 2001; BILINGS e ZHENG, 1995).

Zhang, Patuwo e Hu (2001) apresentam o estado da arte da previsão de séries temporais usando redes neurais, com análises de técnicas publicadas até o ano de 1997. O trabalho apresenta uma introdução às redes neurais relacionando os principais pontos a serem definidos pelos projetistas que usam tais técnicas, tais como considerações sobre a arquitetura da rede (número de camadas, número de neurônios em cada camada, tipo de funções de ativação, interconectividade dos neurônios) e algoritmos de aprendizado e seus parâmetros (taxa de treinamento, uso do momento, critério de parada). Traçam comentários sobre o banco de dados, seu pré-processamento, normalização e uso para treinamento, teste e validação da rede neural. Uma breve revisão das medidas mais utilizadas para avaliar o desempenho da rede é também realizada, fatos estes que não fogem à regra para os estudos de previsões de carga e que também serão tratados neste trabalho.

Para diversos trabalhos com diferentes aplicações, as redes neurais se comparam aos métodos estatísticos convencionais, como os modelos ARMA e ARIMA, propostos por Box, Jenkins e Reinsel (1994) e regressão linear, por exemplo. Embora não tenham focalizado um problema específico, as conclusões foram bastante animadoras e deixaram clara a adequação do uso de redes neurais em problemas de previsão. Contudo, não foram definidas as questões que sempre permeiam qualquer aplicação que envolva redes neurais, como a falta de um modelo físico, por exemplo, uma vez que são métodos baseados em dados, e a inexistência de um procedimento que permita definir a arquitetura e algoritmos de treino adequados a um determinado problema (ZHANG, PATUWO e HU, 2001).

Hippert, Bunn e Souza (2001) analisam o problema de *overfitting*⁵ que ocorre facilmente nas redes neurais e o comparam com modelos clássicos que possuem um pequeno número de parâmetros. Os experimentos com previsão de perfis de carga revelam que as redes neurais, mesmo tendo um grande número de parâmetros (pesos) a serem calculados, são modelos adequados cujo desempenho é comparável, senão melhor, que os modelos convencionais.

Apesar das vantagens apresentadas pelas propostas de modelos neurais para previsão de carga, a utilização prática destas estruturas vem encontrando obstáculos, tais como:

⁵ Conceito que emerge quando se treina um determinado modelo dinâmico sintético (por exemplo, uma rede neuronal) que se pretenda utilizar para representar a resposta de um determinado sistema físico complexo e multivariado. Nesse processo, se constrói um conjunto de treino, de valores de entrada do sistema físico e das respectivas respostas do sistema, e treiná-lo em um modelo de modo que, sujeito a novos estímulos, diferentes dos utilizados no treino, tenha respostas próximas das que são apresentadas pelo sistema físico (Disponível em <small-brother.blogspot.com/2007/05/overfitting.html>. Acesso em: ago.2008).

elevado esforço computacional para estimação do modelo, ausência de intervalos de confiança das previsões, baixa interpretabilidade dos resultados, escolha adequada do espaço de entrada e controle de complexidade da estrutura (FERREIRA, cit. por ROCCO, 2008).

O aumento da capacidade de processamento disponível viabilizou o desenvolvimento de algoritmos de treinamentos mais velozes e a utilização de modelos neurais para aplicações práticas em sistemas de potência diante do elevado grau de não-linearidade presente nestes modelos (FERREIRA, cit. por ROCCO,

O desenvolvimento de intervalos de confiança analíticos, de maneira análoga aos obtidos para modelos lineares, foi deixado de lado em um primeiro momento, com o foco voltado para metodologias baseadas em técnicas de re-amostragem. Atualmente, a aplicação de técnicas de inferência bayesiana ao problema de treinamento de *Multi-Layer Perceptrons* (MLP) fornece uma estimativa analítica para os intervalos de confiança das previsões. A extração de conhecimento de modelos neurais, possibilitando o fornecimento de interpretações qualitativas sobre as previsões, constitui uma das suas principais vantagens (PENG, HUBELE, KARADY, 1992).

O controle de complexidade ou regularização de modelos neurais visa adequar o nível de não-linearidade disponibilizado pela estrutura à regularidade apresentada pelos dados, evitando a modelagem desnecessária do ruído e a conseqüente redução da capacidade de generalização do modelo.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está organizada da seguinte maneira: o capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica referente à revisão do contexto da medição e uso da energia elétrica e sua comercialização; o capítulo 3 discorre sobre a metodologia para validação dos dados de medição, redes neurais artificiais, mínimo quadrado e algoritmo k-médias na validação de modelos; o capítulo 4 traz o relato dos casos estudados (SE de Bateias e SE de Ibiporã) e a apresentação dos resultados de simulação e erros; o capítulo 5 apresenta o sistema de gestão de medições de energia elétrica, e o capítulo 6 as conclusões e pesquisas futuras.

2 CONTEXTO DA MEDIÇÃO E USO DA ENERGIA ELÉTRICA

Este capítulo apresenta uma revisão da literatura em áreas relacionadas com a metodologia de validação de dados de medição no setor elétrico: a evolução do setor elétrico no Brasil, o processo de comercialização de energia, os pontos de medição e a rede básica, o sistema de coleta de dados, perdas e penalidades, medições para contabilização e mineração de dados. Existe uma vasta gama de trabalhos publicados, por isso foram selecionadas referências bibliográficas que proporcionam um panorama geral de como essas áreas estão sendo abordadas.

2.1 EVOLUÇÃO DO SETOR ELÉTRICO NO BRASIL

De forma resumida, a evolução do setor elétrico brasileiro pode ser dividida em quatro períodos até o início dos anos 2000. No primeiro, da proclamação da República em 1889 à década de 1930, a economia brasileira era primário-exportadora e o domínio energético estava no uso das fontes de energia vegetal. O amadurecimento do complexo cafeeiro acelerou o processo de industrialização e urbanização, intensificando o consumo de energia. O Projeto do Código de Águas (1906) foi o primeiro passo para a regulamentação do setor elétrico brasileiro.

No segundo, de 1930 a 1945, o modelo primário-exportador foi substituído pelo processo de industrialização acelerado, com a desnacionalização e a concentração das riquezas. O Projeto do Código de Águas, convertido pelo Congresso Nacional no Decreto n. 26.234, em 1934, transmitiu à União a propriedade das quedas d'água e a exclusividade de outorga de concessões para o aproveitamento hidráulico e mostrou uma maior presença do Estado nas atividades reguladoras. O Decreto-Lei n. 1.284/1939 criou o Conselho Nacional de Águas e Energia Elétrica (CNAEE), com atribuições de organizar a interligação dos sistemas elétricos, regulamentar o Código de Águas e examinar as questões tributárias referentes à energia elétrica.

No terceiro, de 1945 a 1970, cresceu a presença do Estado no setor energético como produtor direto. Em 1968, para o melhor acompanhamento, a regulação adequada e mais autonomia, a Divisão de Águas do Departamento Nacional de Produção Mineral (DNPM) foi transformada no Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (DNAEE), responsável pelo planejamento, coordenação e execução dos estudos hidrográficos e pela supervisão, fiscalização e controle dos serviços de eletricidade em todo o território nacional.

No quarto, dos anos 1980 aos anos 1990, o destaque foi para a crise econômico-financeira do setor energético em virtude do agravamento da dívida externa brasileira, culminando em políticas econômicas de cortes dos gastos estatais. A redução artificial do nível das tarifas como medida de combate à inflação não alcançou resultados satisfatórios e a situação financeira do setor elétrico começou a se deteriorar de maneira contínua até 1993, ano em que foram estabelecidas reformas institucionais visando reequilibrar as finanças do setor energético.

Essas reformas institucionais foram focadas na promoção da reorganização econômico-financeira das empresas e abertura de caminho para a reestruturação da indústria de energia elétrica, com a edição das Leis:

- a) 8.631/1993 - extinguindo a remuneração garantida, eliminando as tarifas unificadas no território nacional e instituindo a recuperação tarifária;
- b) 8.987/1995 - regulamentando o artigo 175, que trata da constituição e da prestação de serviços públicos;
- c) 9.069/1995 - transferindo ao Ministério da Fazenda a competência para deliberar sobre tarifas; promovendo a competição e a eficiência técnica e econômica do setor, atraindo novos agentes e capitais privados nacionais e internacionais a fim de viabilizar a sua expansão;
- d) 9.074/1995 - criando a figura do produtor independente de energia; determinando a desverticalização das empresas; definindo a licitação como processo para outorga da concessão de serviços públicos ou de uso de bens públicos; estipulando que as apurações de custos/tarifas passassem a ser feitas por segmento (geração, transmissão e distribuição); definindo a obrigatoriedade do livre acesso às linhas de transmissão e liberando os grandes consumidores (acima de 10 MW e atendidos na tensão de 69 kV) para a escolha de seu fornecedor de energia;

- e) 9.427/1996 - criando a ANEEL para regulamentar e fiscalizar a produção, a transmissão, a distribuição e a comercialização de energia elétrica;
- f) 9.648/1998 - instituindo o Mercado Atacadista de Energia (MAE)⁶ e o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), autorizando ao Poder Executivo promover a reestruturação da Empresa Brasileira de Eletricidade (ELETROBRAS) e subsidiárias, a transição de modelos, com a assinatura dos contratos iniciais, a segmentação setorial e a progressiva abertura à competição dos mercados.

Em 1998, foi criado o Conselho Nacional de Política Energética (CNPE) para: promover o aproveitamento racional de energia; proteger o consumidor em termos de preços, qualidade e oferta de produtos; proteger o meio ambiente; o uso do gás natural; a utilização de fontes renováveis de energia; a promoção da livre concorrência; a ampliação da competitividade e a atração de capitais para a produção de energia (ONS, 2008).

Um quinto período na evolução do setor elétrico brasileiro pode ser considerado a partir dos anos 2000, que começou com o racionamento de energia entre junho de 2001 e fevereiro de 2002, exigindo a definição de um novo modelo institucional, que veio com as Leis ns. 10.847/2004 e 10.848/2004: o Poder Executivo passou a ter ampla liberdade para regulamentar o funcionamento do setor energético e a atividade de distribuição passou a ser orientada para o serviço de rede e de venda de energia aos consumidores com tarifa e condições de fornecimento reguladas pela ANEEL.

A energia passou a ser contratada sob duas formas: ou de acordo com as regras do Ambiente de Contratação Regulada (ACR), em que se comercializa a energia elétrica utilizada pelas companhias distribuidoras para atender a seus respectivos consumidores finais, ou de acordo com as regras do Ambiente de Contratação Livre (ACL), em que se comercializa a energia elétrica para atender aos consumidores livres, por intermédio de contratos bilaterais livremente negociados, com regras de contratação semelhantes às regras de livre mercado e regulamentação mínima por parte do poder concedente.

As companhias distribuidoras devem, obrigatoriamente, adquirir a totalidade de suas necessidades de energia elétrica, ou sob contratos regulados e firmados no ACR, ou sob contratos de compra e venda de energia proveniente de geração distribuída, de fontes alternativas e da Itaipu Binacional, informando ao poder concedente sobre a quantidade de

⁶ Hoje denominado CCEE.

energia necessária para atendimento de seu mercado futuro e sujeitas a penalidades por eventuais desvios.

Em síntese, o setor elétrico sofreu o impacto das mudanças políticas ocorridas a partir da década de 1990, marcando sua reestruturação e hoje se caracteriza pela convivência entre empresas públicas e privadas, sob uma intervenção significativa do Estado (LANDAU, SAMPAIO, 2006).

As modificações conjunturais que foram sendo implementadas neste período, com as leis, as normas e as resoluções editadas, marcam o desafio do setor de continuar criando condições para a expansão de energia no ritmo necessário, a fim de consolidar o modelo atual. Para tanto, é necessária atenção especial e participação intensiva dos diversos ramos do conhecimento visando superar os desafios, dentre os quais se destaca o gerenciamento das medições para contabilização de energia.

2.2 COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA

O processo de comercialização de energia elétrica se desenvolve conforme determinam os parâmetros estabelecidos pela Lei n. 10.848/2004, pelos Decretos ns. 5.163/2004 e 5.177/2004 e pela Resolução Normativa ANEEL n. 109/2004.

As relações comerciais entre os agentes que participam deste processo são regidas, na sua maioria, por contratos de compra e venda de energia, celebrados no âmbito do SIN e registrados na CCEE. O registro inclui apenas as partes envolvidas, os montantes de energia e o período de vigência; os preços de energia dos contratos não são registrados, são apenas utilizados pelas partes envolvidas em suas liquidações bilaterais (CCEE, 2008a).

A CCEE tem a finalidade de viabilizar a comercialização de energia elétrica no SIN e nos ACR e ACL e de efetuar a liquidação financeira referente às sobras e déficits do MCP. Desempenha papel estratégico para viabilizar a contabilização e liquidação dos contratos de compra e venda de energia elétrica, registrando e administrando consumos e contratos firmados entre geradores, autoprodutores, comercializadores, distribuidores e consumidores livres.

A CCEE tem, ainda, como atribuições, manter o registro dos contratos fechados nos ACR e ACL; promover a medição e registro dos dados de geração e consumo dos agentes da CCEE; apurar o PLD no MCP por submercado; efetuar a contabilização dos montantes de energia elétrica comercializados no MCP e a liquidação financeira; apurar o descumprimento de limites de contratação de energia elétrica e aplicar as respectivas penalidades; apurar os montantes e promover as ações necessárias para a realização do depósito, custódia e execução de garantias financeiras, relativas às liquidações financeiras do MCP; promover leilões de compra e venda de energia elétrica; promover o monitoramento das ações empreendidas pelos agentes, visando à verificação de sua conformidade com as regras e procedimentos de comercialização. Em síntese, a CCEE contabiliza as diferenças entre o que foi produzido ou consumido e o que foi contratado, que são liquidadas no MCP e valoradas ao PLD, semanalmente, para cada patamar de carga e para cada submercado, com base no custo marginal de operação do sistema e limitado por um preço mínimo e um preço máximo. Ou seja, o MCP, ou *spot*, é o mercado das diferenças entre montantes contratados e montantes medidos, como representado na figura 2.1.

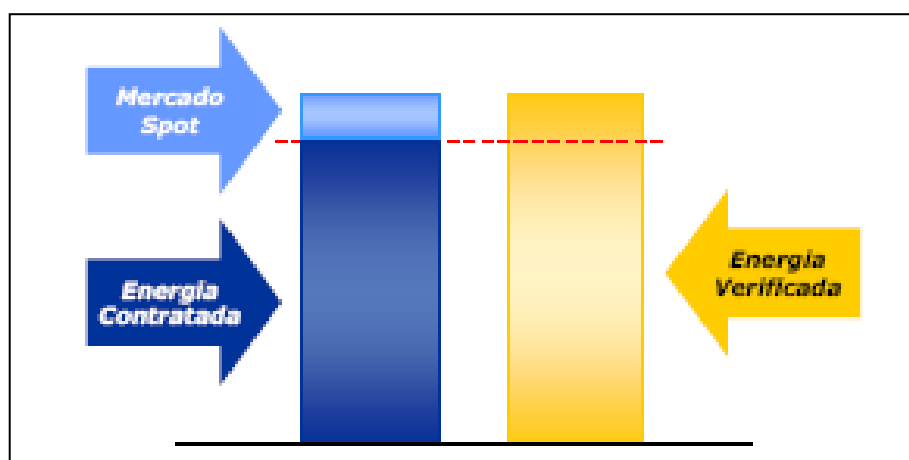


Figura 2.1 – Esquema do MCP ou *spot*.

Fonte: CCEE, 2008.

A Resolução n. 790/2002, da ANEEL, define a metodologia que deve ser adotada para a tarifação da distribuição. A receita das tarifas de uso dos sistemas de distribuição de energia elétrica (TUSD)⁷ pressupõe suficiência para remunerar seus investimentos e custos de

⁷ Componentes da TUSD: valores que formam as tarifas de uso dos sistemas de distribuição de energia elétrica, estabelecidos nos anexos das resoluções que homologam as tarifas de uso para a concessionária ou permissionária de distribuição acrescidos dos seguintes itens: quota de recolhimento à Conta de Consumo de Combustíveis (CCC), Encargos dos Serviços do Sistema (ESS), Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (Proinfa), tarifa de transporte de energia elétrica proveniente de ITAIPU Binacional, tarifas

operação e manutenção. São equações matemáticas e fundamentos conceituais, integrantes e complementares à Convenção de Comercialização de Energia Elétrica, instituída pela Resolução Normativa n. 109/2004 da ANEEL que quando associadas aos seus respectivos procedimentos de comercialização, estabelecem as bases necessárias para a operação comercial da CCEE e do SINERCOM.

Os procedimentos de comercialização (PdC) constituem um conjunto de normas aprovadas pela ANEEL que definem condições, requisitos, eventos e prazos relativos à comercialização de energia elétrica no âmbito da CCEE. Os procedimentos abaixo visam estabelecer os procedimentos necessários ao envio, ajuste e estimativa dos dados de medição, considerando todos os pontos de medição do SIN, desde que de interesse para o processo de contabilização na CCEE:

- a) PdC ME.01 - enviar dados de medição;
- b) PdC ME.03 - modelagem de contratos;
- c) PdC ME.04 - mapeamento de pontos de medição no SCDE;
- d) PdC ME.05 - manutenção do cadastro de medição do SCDE;
- e) PdC ME.06 - coletar dados de medição no SCDE;
- f) PdC ME.07 - apuração de não-conformidades e penalidades de medição.

A medição do consumo de energia tem por base uma estrutura de pontos de medição de geração e de consumo definidos pela MSE visando obter os montantes líquidos medidos de energia para cada agente, permitindo a contabilização e a liquidação financeira das operações no MCP.

A partir dos valores de medição informados pelos agentes à CCEE, os totais de geração e consumo de cada agente no centro de gravidade são calculados para utilização no processo de contabilização da energia comercializada no MCP. Para cada ativo medido, o agente de medição⁸ é responsável pelo registro dos dados de medição e deve inserir no SINERCOM as medidas horárias através de arquivos <.txt> padronizados dentro de um calendário pré-estabelecido.

O processamento dos dados é chamado de agregação contábil da medição, isto é, a agregação das medições dos ativos modelados para a obtenção dos dados finais de medição

de uso das instalações de transmissão aplicáveis às unidades consumidoras (TUST), calculadas com a metodologia nodal, e montante das perdas comerciais de energia elétrica.

⁸ Agente de mercado responsável pelos seguintes procedimentos de medição: coleta, envio e ajuste de dados de medição do ativo medido (CCEE, 2008a).

por usina, por ponto de consumo e por agente, possibilitando também o cálculo dos fatores de perda para cada patamar/semana. Relatórios específicos de medição são disponibilizados ao final de cada contabilização.

2.2.1 Pontos de Medição

Ponto de medição (PM) é o local de instalação de instrumentos para medir grandezas elétricas a fim de informar:

- a) os dados de demanda para a apuração dos encargos de uso do sistema de transmissão no âmbito do ONS;
- b) os dados de geração para a apuração dos encargos dos serviços ancilares⁹ no âmbito do ONS;
- c) os dados para a contabilização e liquidação da energia elétrica e liquidação dos serviços ancilares no âmbito da CCEE;
- d) as medições instaladas nas usinas, por máquina, que serão utilizadas para verificação das capacidades declaradas pelo gerador e do cumprimento das instruções de despacho;
- e) os dados para cálculo de fator de potência no ponto de conexão com a rede básica, para atender requisitos de acesso ao sistema de transmissão.

O documento que subsidia a implantação dos pontos de medição é o módulo 12 dos procedimentos de rede do ONS, o qual estabelece os procedimentos e prazos de instalação (projeto, aprovação, montagem e comissionamento), manutenção e/ou inspeção, certificação de padrões de serviço e leitura, que devem ser feitos pelos agentes responsáveis da medição e pelo próprio ONS. Esses procedimentos são necessários para manter o sistema de medição dentro dos padrões especificados e garantir, por consequência, o controle do processo de contabilização de energia e apuração de demanda para a apuração mensal de serviços e encargos (ONS, 2008a).

As medições de faturamento devem ser instaladas nos seguintes pontos (COPEL, 2005):

⁹ Serviços ancilares são aqueles que contribuem para a segurança operativa do suprimento de energia elétrica: controle primário e secundário de frequência, reserva de potência operativa, controle de tensão, capacidade de auto-restabelecimento de unidade geradoras.

- a) conexão:
 - i. com a rede básica;
 - ii. com o consumidor livre;
 - iii. entre agentes que fazem parte da CCEE;
 - iv. de distribuidor ou gerador não agentes da CCEE;
- b) interligação internacional ou de submercados;
- c) de geração:
 - i. bruta: por unidade geradora;
 - ii. líquida: por unidade/grupo de unidades, na conexão.

Ponto de conexão (PC) é o equipamento ou conjunto de equipamentos que se destina a estabelecer a conexão elétrica na fronteira entre os sistemas de dois ou mais agentes. Na sua modelagem para a contabilização do SINERCOM são representados os pontos de medição de consumo e os pontos de medição de geração líquidos, como apresentado na figura 2.2.

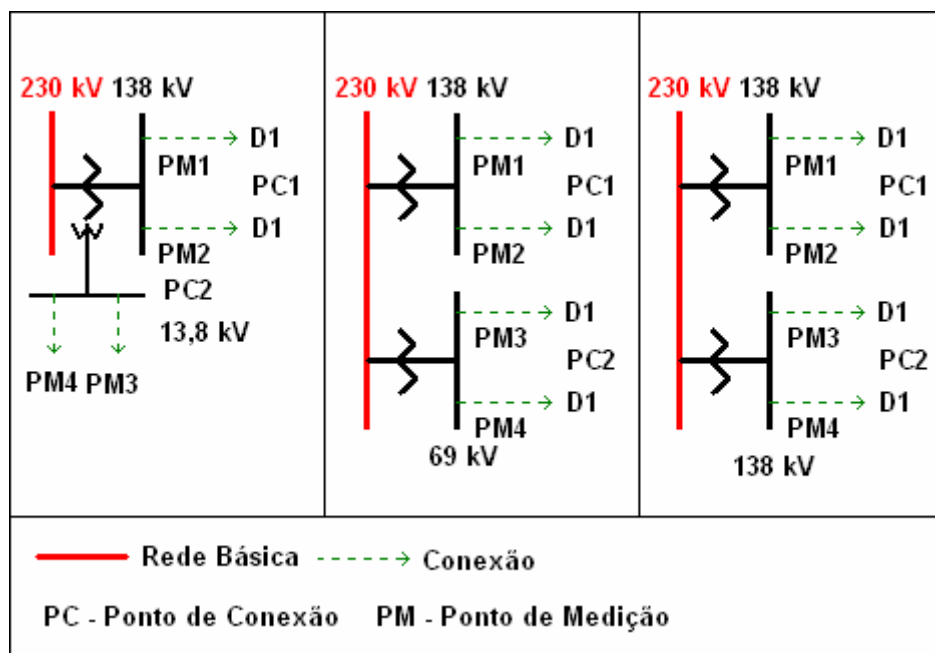


Figura 2.2 - Pontos de conexão.
Fonte: ANEEL, 2008.

Os pontos de geração correspondem aos locais onde são medidas as grandezas elétricas de energia de geração das usinas para a contabilização na CCEE. Os pontos de consumo correspondem aos locais onde são medidas as grandezas elétricas de energia de

consumo de unidades consumidoras e de concessionárias/permissionárias de distribuição de energia elétrica.

No ponto de conexão com a RB, que alimenta mais de um distribuidor ou consumidor, a medição deve ser individual por alimentador no lado de baixa da transformação, enquanto no ponto de conexão com a RB, que alimenta um só distribuidor ou consumidor por vários ramais, se não existir elementos de compensação reativa ou serviços ancilares ligados no barramento, ou um ramal capaz de alimentar consumidor livre, a medição pode ser global no lado de baixa da transformação. Já no ponto de conexão com a RB, quando a linha for compartilhada por mais de um distribuidor ou consumidor livre, a medição deve ser neste ponto, para medir o consumo dos serviços ancilares, e nos pontos de conexão de cada um.

Nas usinas cujas máquinas são agrupadas por transformador, a medição deve ser por máquina no lado de baixa da transformação e no ponto de conexão. A medição por máquina no lado de baixa da transformação pode utilizar os transformadores para instrumentos (TI) já instalados, no entanto, o medidor deve estar de acordo com a especificação técnica da CCEE.

No consumidor, a medição deve ser no ponto de conexão com a RB ou rede de distribuição. Nos casos em que o consumidor não está ligado diretamente na RB, isto é, ele está ligado em uma concessionária de distribuição, essas medições também servem para a apuração dos encargos de uso do sistema de distribuição por parte da distribuidora, pagos pelo consumidor. Nos pontos de conexão entre agentes que fazem parte da CCEE, a medição deve ser instalada no lado do agente conectado, porém é de responsabilidade do agente conectante as atividades e o ônus relativo à medição. Entre distribuidor ou gerador não agente da CCEE, a medição deve ser instalada no lado deste, porém é de responsabilidade do agente da CCEE diretamente conectado a ele as atividades e o ônus relativo à medição.

As leituras dos medidores são direcionadas para uma central de aquisição de dados única na CCEE, através da aquisição remota de leituras em tempo integral, na qual são processadas as leituras para a contabilização. Essas leituras são fornecidas para o ONS para a apuração dos encargos do uso do sistema de transmissão. Também são fornecidas a todos os agentes participantes do mercado para controle dos seus faturamentos.

Desde a implantação desse sistema, os agentes utilizam o SCL para enviar os dados de medição para a CCEE manualmente ou usando a Internet. Contudo, o grande número de empresas hoje participantes tornou o SCL um sistema inadequado devido à não confiabilidade

das informações, por erros de manipulação. A solução foi a informação automática dos dados de medição, saindo diretamente dos medidores para a Central de Aquisição de Dados (CAD) da CCEE, sem sofrerem nenhum tipo de manipulação (ONS, 2008a).

2.2.2 Rede Básica

A rede básica (RB) de transmissão do sistema elétrico interligado é constituída pelas instalações pertencentes ao Sistema Interligado Nacional (SIN), identificadas segundo regras e condições estabelecidas pela ANEEL em suas Resoluções Normativas ns.:

- a) 245 de 1998: as linhas de transmissão em tensões de 230 kV ou superior e subestações que contenham equipamentos em tensão de 230 kV ou superior, integrantes de concessões de serviços públicos de energia elétrica (art. 2º); incluídas instalações em tensões inferiores a 230 kV, desde que façam a interligação entre as áreas do MAE e, excepcionalmente, por proposição do ONS e mediante aprovação da ANEEL, as instalações consideradas relevantes para a operação da RB (art.3º);
- b) 433 de 2000: atualiza os critérios para a composição da RB do SIN, definindo que a RB integra as linhas de transmissão, os barramentos, os transformadores de potência e os equipamentos com tensão igual ou superior a 230 kV, com exceção das instalações de transmissão destinadas ao uso exclusivo de centrais geradoras ou de consumidores (individual ou compartilhado), de interligações internacionais (autorizadas para fins de importação ou exportação de energia elétrica) e transformadores de potência com tensão secundária inferior a 230 kV inclusive a conexão, desde que sob a responsabilidade do acessante (art. 3º, incisos I, II e III);
- c) 067 de 2004: exclui da RB as instalações de transformação destinadas ao atendimento local, definindo como seus componentes as instalações pertencentes ao Sistema Interligado Nacional (SIN) que atendam aos critérios de linhas de transmissão, barramentos, transformadores de potência e equipamentos de subestação em tensão igual ou superior a 230 kV e transformadores de potência com tensão primária igual ou superior a 230 kV e tensões secundária e terciária inferiores a 230 kV (art. 3º).

A evolução da RB pode ser constatada acompanhando as Resoluções da ANEEL supracitadas, ilustradas na figura 2.3 (ANEEL, 2008).

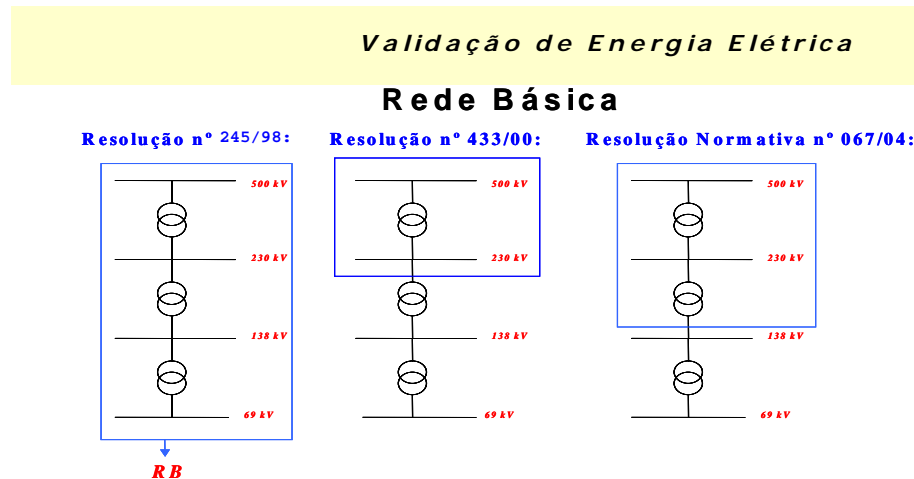


Figura 2.3 – Resoluções que definem a evolução da rede básica
Fonte: ANEEL, 2008.

2.2.3 Sistema de Coleta de Dados de Energia

A coleta diária e o tratamento dos dados de medição de energia que são utilizados para a contabilização da CCEE, na gestão dos encargos de transmissão e no que mais couber, são de responsabilidade do SCDE da CCEE (MACHADO, 2007; ONS, 2008).

Para que o ONS e a CCEE possam desempenhar suas funções a contento, na apuração do Encargo de Uso do Sistema de Transmissão (EUST) e de contabilização de energia elétrica, é preciso que os valores medidos de energia sejam lidos pelo SCDE da CCEE. Essa leitura pode ser:

- a) remota, feita por:
 - i. coleta ativa dos dados do Sistema de Medição do Faturamento (SMF), feita pelo acesso direto do SCDE aos medidores;
 - ii. coleta passiva dos dados do SMF, quando o agente responsável pelo SMF transmite os dados de medição ao SCDE;
- b) local: feita pelo agente responsável pelo SMF, a quem cabe o envio dos dados ou a inserção de seus valores no SCDE, por meio de interface desse sistema específica para esse fim.

A coleta dos dados, tanto da geração como do consumo, é feita diariamente, conferindo a máxima segurança no controle dos dados obtidos e mais agilidade na

transferência das informações, condição essencial para evitar as perdas de energia e, conseqüentemente, as penalidades pelo não cumprimento dos limites de contratação e do lastro de vendas de potência e energia elétrica, como apresentado a seguir.

Combater as perdas de energia é um desafio constantemente enfrentado pelas distribuidoras de energia elétrica brasileiras. As perdas de energia correspondem à diferença entre a energia requerida e a energia fornecida pela distribuidora. É expressa em megawatt-hora por ano (MWh/ano). Ou, conforme Rebello (2006), "o índice de perdas de energia é medido tomando-se por base a diferença apurada entre a energia disponibilizada e/ou fornecida pela concessionária na sua rede de distribuição e a energia efetivamente faturada aos seus clientes".

As perdas de energia, correspondem à soma das perdas técnicas e comerciais. As perdas técnicas de energia correspondem, segundo Rebello (2006), "à energia dissipada de forma natural na rede de transmissão e distribuição durante o caminho percorrido entre o ponto de recebimento da energia pela concessionária e o seu ponto de entrega à unidade consumidora¹⁰". Para Arango e Tahan (2005), as perdas técnicas referem-se às "perdas no transporte da energia na rede de distribuição". Compreendem as perdas por efeito joule¹¹, por histerese¹² e por correntes Foucault¹³ nos condutores, nos transformadores, nos motores, lâmpadas, reatores, circuitos magnéticos de maior parte e condutores de maior seção (COPEL, 2005).

As perdas não-técnicas ou perdas comerciais correspondem à parcela de energia fornecida e não faturada pela concessionária de distribuição, devido a irregularidades no cadastro de consumidores, na medição e nas instalações de consumo, ou seja, referem-se ao restante da diferença entre a energia requerida, injetada ou suprida, e a energia comercializada ou faturada. As perdas comerciais ocorrem devido aos desvios de medições na compra (positivos) ou na entrega (negativos); aos desvios de energias estimadas nos casos previstos pela legislação (ligação provisória, etc., positivos ou negativos); aos furtos de energia (sempre

¹⁰ Conjunto de instalações e equipamentos elétricos caracterizado pelo recebimento de energia elétrica em um só ponto de entrega, com medições individualizadas e correspondentes a um único consumidor. (RESOLUÇÃO 456/2000, art. 2º, XL).

¹¹ São as perdas provocadas pela passagem da corrente elétrica através de condutores, ocasionando seu aquecimento. (...) em todos os componentes... (COPEL, 2005).

¹² São as perdas provocadas pela imantação remanescente do ferro, em todos os circuitos magnéticos submetidos a campos alternados (COPEL, 2005).

¹³ São as perdas originadas pelas correntes parasitas induzidas (COPEL, 2005).

negativo). São calculadas a partir da diferença entre as perdas globais e as perdas técnicas. (ARANGO, TAHAN, 2005; REBELLO, 2006).

Na figura 2.4 mostram-se os tipos, designações e símbolos das perdas de energia.

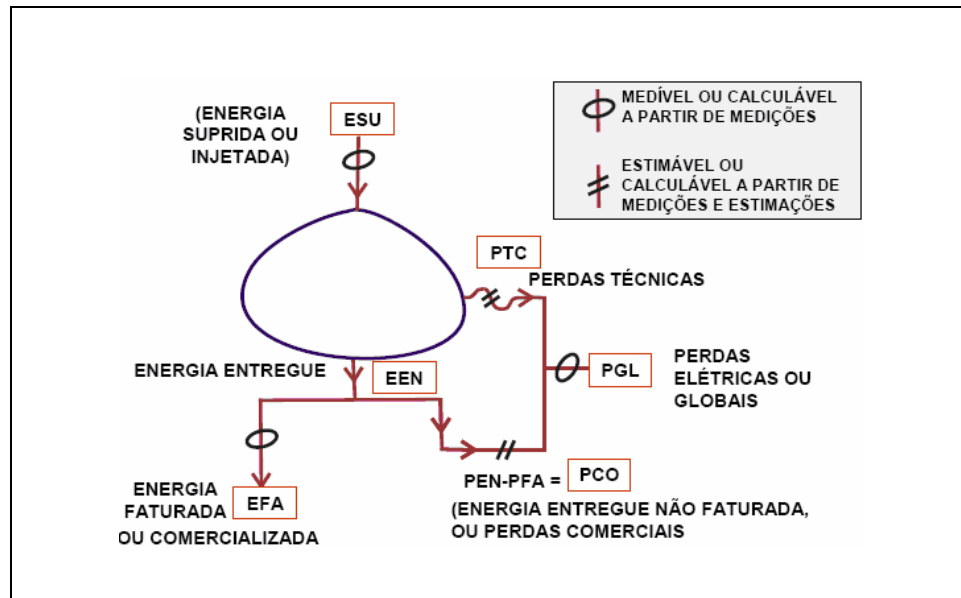


Figura 2.4 - Tipos, designações e símbolos das perdas de energia.

Fonte: Arango e Tahan, 2005.

Perdas elétricas ocorrem no sistema de transmissão do atendimento ao consumo pela geração, por isso sempre há a necessidade de ajustes. Na CCEE, estas perdas são rateadas entre os agentes proprietários de pontos de medição, de geração e de consumo. O rateio garante que a geração efetiva total do sistema coincida com a carga efetiva total do sistema (CCEE, 2008d).

O ponto onde as perdas entre os pontos de geração e de consumo se igualam é denominado centro de gravidade — ponto virtual do sistema que marca perdas totais da rede básica: 50% para geradores e 50% para as cargas. Em síntese, é o ponto virtual no qual a geração total de energia elétrica é igual ao consumo total de energia elétrica de determinado submercado, como mostra a figura 2.5. Neste ponto são consideradas todas as compras e vendas de energia na CCEE. A existência deste ponto virtual torna possível a comparação entre as medições realizadas em diferentes pontos reais do SIN (CCEE, 2008e).

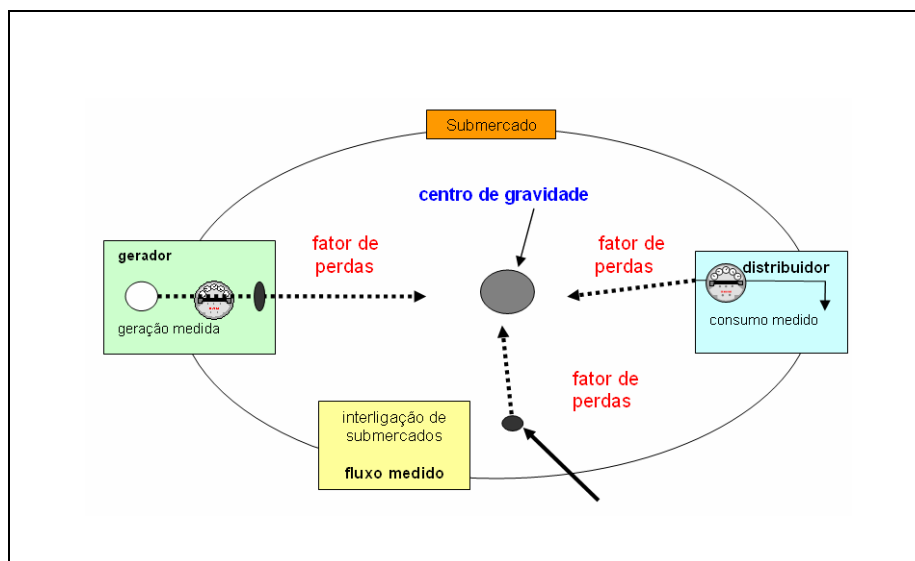


Figura 2.5 - Exemplo de centro de gravidade em um submercado.

Fonte: CCEE, 2008a.

Ao longo da cadeia produção-transporte-consumo de energia elétrica, as perdas de energia influenciam na quantidade de energia comprada. Logo, quanto menor o valor das perdas, maior o benefício auferido pelos consumidores, com reflexos positivos na modicidade tarifária. A redução das perdas diminui a geração e a expansão dos sistemas de transmissão, a queda de tensão nos sistemas de distribuição e o aumento da vida útil de equipamentos aliados a custos intangíveis, como a redução dos impactos ambientais inerentes à geração de energia (ANEEL, 2006).

A ANEEL define os pontos reais do SIN que participam do rateio de perdas elétricas da rede básica, compartilhadas igualmente entre os pontos de geração e de consumo. A cadeia de obrigações do setor elétrico centraliza na distribuição todos os encargos e tributos incidentes sobre a tarifa da distribuidora, que se obriga ao seu pagamento integral e imediato face às penalidades e garantias contratuais previstas, mas não tem como interferir para obrigar o pagamento integral/pontual das contas pelos clientes. Logo, o risco das perdas e de inadimplência permanece com a distribuidora. Para corrigir esta distorção e manter o equilíbrio econômico-financeiro da concessão, a composição da tarifa parte de uma base de remuneração composta pelo somatório de todos os custos necessários à prestação de serviços por uma empresa distribuidora, a partir da qual é aplicado um índice que visa garantir a adequada e justa remuneração aos investidores (REBELLO, 2006).

Na verdade, além do impacto financeiro que gera para as distribuidoras, as perdas prejudicam a qualidade dos serviços prestados, põe em risco a segurança da população com o risco de sobrecarga e queima dos equipamentos, por exemplo. Enfim, desequilibram a cadeia

produtiva do setor elétrico, com danos ao consumidor, à sociedade, ao governo, ao meio ambiente e aos investidores, fatores que definem o empenho político para a solução dos problemas geradores de perdas de energia, particularmente porque incide em penalidades.

As penalidades técnicas, instituídas no âmbito da CCEE e aprovadas pela ANEEL, visam garantir o cumprimento dos limites de contratação e do lastro de venda de potência e energia elétrica, definidos nas Regras de Comercialização. O cumprimento desses limites define a sistemática da verificação, apuração e aplicação de penalidades. A totalidade do consumo dos agentes de distribuição/consumidores livres deve estar coberta, em termos de energia e potência, por geração própria e contratos de compra de energia. Os agentes vendedores devem garantir lastro para a venda de energia e potência da totalidade de seus contratos.

O SCDE não influencia diretamente nas penalidades de medição, mas aponta onde e por que aplicá-las. Além disso, a verificação é feita nos últimos doze meses visto que a legislação competente (relacionada na tabela 2.1) determina este período para definir as penalidades aos distribuidores e geradores de energia no sistema elétrico brasileiro. A apuração das receitas resultantes da aplicação das penalidades é revertida à modicidade tarifária no ACR.

As premissas gerais definidas pela CCEE para a aplicação de penalidades (multa) são aplicadas considerando cada ponto de medição irregular de responsabilidade do agente relacionadas à não conformidades quanto à instalação e/ou adequação do SMF; à inspeção lógica e à coleta de dados de medição para contabilização. Neste último caso, de interesse deste estudo, o ponto de medição estável é aquele cujos dados são oficialmente utilizados na contabilização da CCEE. A infração por ausência de coleta de dados de medição para contabilização é dada pela constatação da existência de períodos maiores que 120 horas ininterruptas ou 240 horas alternadas sem coletas, no mesmo mês de apuração da penalidade.

Tabela 2.1 - Legislação definindo penalidades.

Legislação	Ementa/Penalidade
Lei 9.427/96 art. 3º, X -correção Lei 9.648/1998	Compete à ANEEL: fixar as multas administrativas a serem impostas aos concessionários, permissionários e autorizados de instalações e serviços de energia elétrica, observado o limite, por infração, de 2% (dois por cento) do faturamento, ou do valor estimado da energia produzida nos casos de autoprodução e produção independente, correspondente aos últimos doze meses anteriores à lavratura do auto de infração ou estimados para um período de doze meses caso o infrator não esteja em operação ou esteja operando por um período inferior a doze meses.
Lei 8.631/93 art. 10 -correção Lei 10.762/03	Inadimplemento no recolhimento das parcelas das quotas anuais de Reserva Global de Reversão - RGR, Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica - PROINFA, Conta de Desenvolvimento Energético - CDE, e Conta de Consumo de Combustíveis - CCC, da compensação financeira pela utilização de recursos hídricos pelas concessionárias; impossibilidade de revisão e reajustamento de seus níveis de tarifas, independentemente do que dispuser o contrato respectivo e de recebimento de recursos provenientes da CCC, CDE e RGR.
Lei 9.427/96 art. 17, §2 -correção Lei 10.762/03	Atraso do pagamento de faturas de compra de energia elétrica e das contas mensais de seu fornecimento aos consumidores, do uso da rede básica e das instalações de conexão, bem como do recolhimento mensal dos encargos relativos às quotas da RGR, à compensação financeira pela utilização de recursos hídricos, ao uso de bem público, ao rateio da CCC, à CDE, ao PROINFA e à Taxa de Fiscalização dos Serviços de Energia Elétrica./ Incidência de juros de mora de um por cento ao mês e multa de até cinco por cento, a ser fixada pela ANEEL, respeitado o limite máximo admitido pela legislação em vigor.
Resol. 91/2003 ANEEL	Condições para implementação do limite de contratação de energia elétrica para os agentes, determinando que pelo menos 95% do montante de energia comercializado com a finalidade de atender a consumidores finais deveria ter garantia física de energia produzida por usinas próprias ou garantia por contratos de compra de energia com prazo de duração igual ou superior a 6 meses./ Caso o agente represente Consumidores Livres na CCEE, a cobertura de 95% prevê a compra de contratos de energia de qualquer duração.
Res. 352/2003 ANEEL	Estabeleceu as condições para implementação da sistemática de verificação do lastro de contratos de venda de energia elétrica; os contratos de venda devem ser lastreados em 100% por garantia física de usinas próprias e/ou por contratos de compra de energia, descontada a respectiva carga verificada em todos os submercados.
Decr. 5.163/04 arts. 2º e 3º	Na comercialização de energia elétrica de que trata este Decreto deverão ser obedecidas, dentre outras, as seguintes condições: I - os agentes vendedores deverão apresentar lastro para a venda de energia e potência para garantir cem por cento de seus contratos, a partir da data de publicação deste Decreto./ I - para a obrigação prevista no inciso I daquele artigo, as penalidades serão aplicáveis a partir da data de publicação deste Decreto. II - os agentes de distribuição deverão garantir, a partir de 1/1/2005, o atendimento a cem por cento de seus mercados de energia e potência por intermédio de contratos registrados na CCEE e, quando for o caso, aprovados, homologados ou registrados pela ANEEL./ II - para as obrigações previstas nos incisos II e III daquele artigo, as penalidades serão aplicáveis a partir de janeiro de 2006, observado o disposto no § 2º.
Res. 109/04 art. 6º, §2º	Os Agentes da CCEE, na condição de vendedores, deverão comprovar lastro para a venda de energia elétrica, conforme condições estabelecidas no Decreto no 5.163/2004, e demais condições estabelecidas pelo Poder Concedente ou pela ANEEL./ III - os consumidores não supridos integralmente em condições reguladas pelos agentes de distribuição e agentes vendedores deverão, a partir de 1º de janeiro de 2005, garantir o atendimento a cem por cento de suas cargas, em termos de energia e potência, por intermédio de geração própria ou de contratos registrados na CCEE e, quando for o caso, aprovados, homologados ou registrados na ANEEL./ A penalidade prevista no §1º será determinada com base no montante de insuficiência de lastro multiplicado pela média ponderada mensal dos PLDs dos períodos de apuração em que se verificou a insuficiência de lastro, ou o Valor de Referência (VR), o que for maior.
Fonte: Legislação, 2008.	

As condições que devem ser mantidas pelos agentes e os sujeitam às penalidades estão relacionadas na tabela 2.2.

Tabela 2.2 - Comercialização/distribuição de energia - agentes e condições.

Agentes	Condições mantidas	Verificação / Condições que penalizam
Geradores	<ul style="list-style-type: none"> -podem vender a energia produzida através de contratos celebrados no ACR ou no ACL. - de serviço público - produtores independentes de energia - devem apresentar lastro, proveniente de geração própria e contratos de compra, para atendimento a 100% do montante de seus contratos de venda. - autoprodutores -geram energia para seu uso exclusivo e podem, mediante autorização da ANEEL, vender o excedente de geração por meio de contratos. 	<p>Em ambos os casos:</p> <ul style="list-style-type: none"> - verificação do lastro: realizada mensalmente, com base nos dados de geração e contratos de venda dos últimos 12 meses. - não comprovação de lastro sujeita o agente ao pagamento de penalidades.
Distribuidores	<ul style="list-style-type: none"> -devem adquirir energia para suprimento de seu mercado consumidor, por meio de contratos celebrados no ACR, advindos de leilões de energia específicos. -devem apresentar cobertura, proveniente de contratos de compra, para atendimento de 100% de seu consumo verificado de energia 	<ul style="list-style-type: none"> - verificação da cobertura contratual: realizada na contabilização do mês de janeiro de cada ano, com base nos dados de consumo e contratos de compra do ano anterior. - não comprovação de cobertura do consumo sujeita o agente ao pagamento de penalidades.
Comercializadores	<ul style="list-style-type: none"> -podem comprar e vender energia por meio de contratos celebrados no ACL ou ACR (nesse caso, contratos de venda aos Agentes de Distribuição). -podem representar na CCEE usinas pertencentes a produtores independentes e autoprodutores que não tenham participação obrigatória na CCEE, conforme definições da Convenção de Comercialização. -devem apresentar lastro, proveniente de geração própria ou contratos de compra, para atendimento a 100% do montante dos contratos de venda de energia. 	<ul style="list-style-type: none"> - verificação do lastro: realizada mensalmente, com base nos dados de geração e contratos de compra e de venda dos últimos 12 meses. -não comprovação de lastro sujeita o agente ao pagamento de penalidades
Consumidores livres	<ul style="list-style-type: none"> - devem apresentar cobertura, proveniente de contratos de compra, para atendimento de 100% de seu consumo verificado de energia. 	<ul style="list-style-type: none"> - verificação da cobertura: realizada mensalmente, com base nos dados de consumo verificado e contratos de compra dos últimos 12 meses. - não comprovação de cobertura do consumo sujeita o agente ao pagamento de penalidades.
Importadores Exportadores	<ul style="list-style-type: none"> - podem vender a energia produzida através de contratos celebrados no ACR ou no ACL - devem apresentar lastro, proveniente de geração própria ou contratos de compra, para atendimento a 100% do montante de seus contratos de venda. 	<ul style="list-style-type: none"> - verificação do lastro: realizada mensalmente, com base nos dados de geração e contratos de compra e de venda dos últimos 12 meses. - não comprovação de lastro sujeita o agente ao pagamento de penalidades.
	<ul style="list-style-type: none"> - exclui a necessidade de comprovação de lastro os casos em que a importação de energia tenha características emergencial, temporária e interruptível. - os contratos de exportação de energia estão isentos de comprovação de lastro para venda de energia. 	

Fonte: Legislação utilizada na tabela 2.

2.2.4 Medições Para Contabilização de Energia

O Sistema de Medição de Faturamento (SMF) é composto pelos medidores, principal e de retaguarda, pelos transformadores para instrumentos (TIs), de potencial e de corrente; e pelos canais de comunicação entre os agentes e a CCEE. No caso de usinas despachadas centralizadamente pelo ONS, também faz parte do sistema o medidor de geração bruta de suas

unidades geradoras. Pode ser instalado nas conexões com a RB, com as demais Instalações de Transmissão Compartilhadas (ITC), nas interligações internacionais (importação e exportação de energia) e entre submercados.

O SMF fornece os dados de demanda para a apuração dos encargos do EUST, no âmbito do ONS e, no âmbito da CCEE, fornece os dados para a contabilização e liquidação da energia elétrica; os dados de geração para a apuração dos encargos dos serviços ancilares; os dados das medições instaladas nas unidades geradoras utilizados para verificação do cumprimento das instruções de despacho, da apuração dos serviços ancilares e das capacidades declaradas dessas unidades; os dados para cálculo de fator de potência no ponto de conexão com a RB; os dados para cálculo dos fatores de perda de transformação e os dados de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) nos pontos de conexão com a RB.

Para efeito de auditoria, quando não for possível o acesso ao medidor através do sistema de coleta de dados do agente, este deve disponibilizar uma porta e um canal de comunicação, discado ou não, para acesso direto da CCEE às memórias de massa e de programação. Para controle, os agentes podem acessar os medidores por outra porta de comunicação e, no caso de falha do canal de comunicação, fazer a leitura local e enviar pela Internet.

De forma alternativa, o agente responsável pode ter uma central de aquisição própria. Neste caso, o sistema de coleta de dados da medição para faturamento da CCEE deve adquirir os dados, a qualquer tempo, da central de aquisição de dados do agente responsável, por meio de um canal de comunicação exclusivo ou, de forma redundante, via WEB, como descrito na figura 2.6.

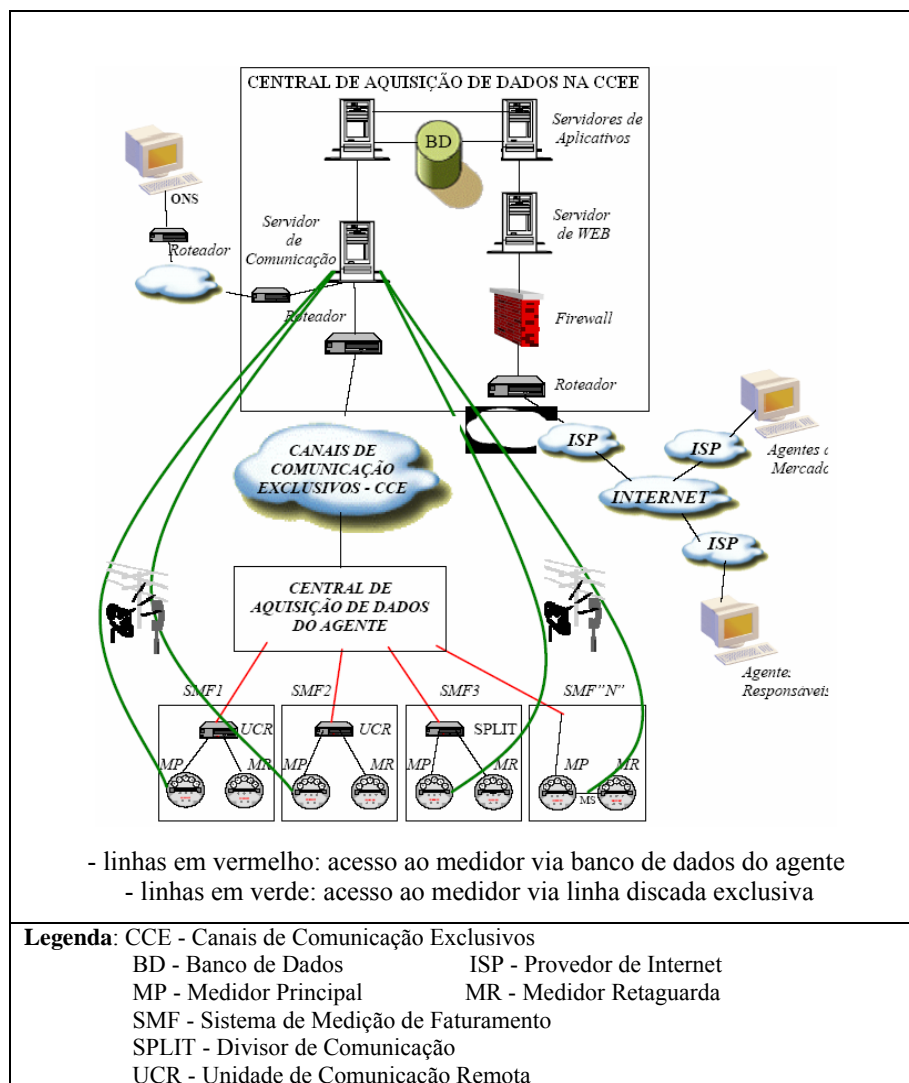


Figura 2.6 - Coleta de dados de medição via central de aquisição de dados do agente.

Fonte: Aoki, 2004

O agente responsável pelo SMF disponibiliza os canais de comunicação necessários para que os medidores do SMF possam ser acessados, automaticamente e de forma contínua, pelo SCDE e pela CCEE. Esta recebe e armazena os dados de medição integralizados (de cinco em cinco minutos cheios); faz a sua validação lógica e disponibiliza, ao final do recebimento e tratamento dos dados, os relatórios específicos para os agentes envolvidos (via SCDE) e para o ONS, mantendo-os no banco de dados do SCDE para eventuais consultas e auditorias dos agentes envolvidos. Também é responsável pelo cumprimento das normas e regulamentos de segurança e pelo cumprimento dos prazos para as leituras. A tabela 2.3 apresenta o cronograma para estas leituras.

Tabela 2.3 – Cronograma para leitura dos dados de medição de energia

Ação	Responsável pela ação	Prazo
Leituras remotas		
Disponibilizar os dados das leituras para o ONS e para os agentes envolvidos	- CCEE	no mesmo dia do evento
Guardar dados das leituras no banco de dados	- CCEE	no mínimo, por cinco anos após o evento
Leituras locais		
Liberar acesso às subestações para leitura local	- agente conectado - consumidor livre	até um dia útil após a identificação da falha
Fiscalizar ou acompanhar a leitura local nas suas subestações	- agente conectado - consumidor livre	na data do evento
Fazer a leitura local com leitor manual	- agente responsável pelo SMF - consumidor livre	na data do evento
Recolocar os lacres nos medidores (se necessário)	- agente conectado - agente responsável pelo SMF - consumidor livre (facultativo).	na data do evento
Fonte: ONS 2008.		

Sempre que ocorrer qualquer falha no sistema de leitura remota de dados e se o agente responsável pelo SMF não tiver outra alternativa de tele-leitura do medidor em questão, o agente responsável pelo SMF solicita ao agente conectado ou ao consumidor livre o acesso às suas instalações para leitura local; o agente conectado ou consumidor livre libera o acesso do pessoal do agente responsável pelo SMF (ou seus prepostos) às suas instalações, para leitura local.

Contudo, apesar dos cuidados no projeto, comissionamento e instalação dos equipamentos de medição, o grande número de pontos de medição e a conseqüente quantidade de informações geradas, a análise da consistência e validação diária dos dados torna-se inviável manualmente, ocasionando comportamentos fora do padrão, com conseqüentes erros de leitura. Essa condição exige ajuda computacional visto inexistir mecanismos para a checagem da consistência da informação enviada diariamente ao SCDE da CCEE. Conseqüentemente, os agentes distribuidores não realizem uma gestão otimizada da quantidade de energia elétrica contratada, porque não há possibilidade de correção de desvios de carga/energia em empresas sobre ou subcontratadas.

Vale reforçar que as distribuidoras devem garantir a sua remuneração por meio da gestão de seus ativos, logo, a receita da TUSD deve ser suficiente para remunerar os investimentos e os custos operacionais e de manutenção. Portanto, desvios de mercado (para cima ou para baixo) em relação à quantidade de energia contratada representam perda de receita, deteriorando os ganhos. Esse posicionamento reflete a importância do Sistema de Validação da Medição (SVM), outro ponto de interesse deste estudo discutido na sequência.

2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

É importante salientar a relevância da validação das medições de energia no contexto da contabilização da comercialização da energia, pois com isso busca-se mitigar as perdas de energia, devidas aos problemas de medição.

Há dois aspectos que, embora parecidos, são distintos, e estão envolvidos no gerenciamento do mercado de energia das concessionárias de distribuição, a saber: a validação das medições de energia nos pontos de conexão utilizando métodos de previsão de séries temporais e a previsão das demandas máximas em horário de ponta, por ponto de conexão com a rede básica (denominada montante de uso do sistema de transmissão - MUST), para o horizonte de uma semana à frente, de modo a evitar penalizações por ultrapassagem da demanda contratada nestes pontos (ROCCO, 2008).

Neste estudo, será analisada a previsão da energia, no horizonte de um dia, de hora em hora, utilizada para validar as medições nos pontos de conexão realizada no dia anterior. Dessa forma, espera-se possibilitar a validação diária das medições de energia de todos os pontos de conexão da concessionária de distribuição com a RB, a fim de prevenir perdas de receita e penalidades previstas na legislação.

Com isso, buscou-se neste capítulo apresentar os principais subsídios do contexto da medição e uso da energia elétrica destacando os pontos de interesse para os desenvolvimentos técnicos a serem apresentados nos próximos capítulos.

3 METODOLOGIAS PARA VALIDAÇÃO DOS DADOS DE MEDIÇÃO

Este capítulo apresenta as duas metodologias para validação dos dados de medição de energia elétrica abordadas nesta dissertação. Inicialmente, apresentam-se os conceitos gerais de identificação de sistemas destacando as etapas para se obter um modelo matemático que represente a dinâmica de um sistema. Em seguida, abordam-se os principais aspectos relacionados às redes neurais artificiais, destacando os princípios, aplicações, métodos de aprendizagem, com um enfoque especial nas redes neurais de função de base radial, utilizadas na tarefa de validação dos dados de medição de energia elétrica.

São apresentados os algoritmos utilizados na RN-RBF, quais sejam, o algoritmo de agrupamento k-médias, que define os centros das funções de ativação de cada um dos neurônios da camada oculta da RN-RBF a partir dos dados de treinamento, e o algoritmo de otimização de mínimos quadrados em batelada, ou pseudo inversa de Penrose-Moore (Equação normal de Gauss), que é um método de ajuste linear para os pesos ou parâmetros da camada de saída da RN-RBF.

Para se avaliar outra metodologia foi utilizado o método de mínimos quadrados para estimação, sendo apresentados os princípios desse método e sua formulação. Por fim, apresenta-se o índice utilizado para validar os modelos, qual seja, o coeficiente de correlação múltipla R^2 .

3.1 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS NÃO-LINEARES

Representar um sistema dinâmico, ou simplesmente um fenômeno físico, com o uso de uma equação ou de uma representação matemática é um fato que remonta aos primórdios da ciência, quando vários cientistas procuraram descrever fenômenos físicos com o uso de leis matemáticas (Isaac Newton), ou com as leis do movimento e gravitação universal (Charles Coulomb), ou ainda, com as leis da repulsão e atração de cargas elétricas (Maxwell e Boltzmann), entre outros (CORRÊA, 2001).

O desenvolvimento dos processos industriais e a conseqüente necessidade de controlá-los, também trouxeram a necessidade do desenvolvimento de modelos que reproduzissem suas características estáticas oportunizando a elaboração de métodos de identificação de sistemas e a necessidade de representar comportamentos não-lineares. Assim, a modelagem e identificação do modelo matemático de um sistema representam os seus aspectos essenciais para uma utilização específica, como diagnóstico, supervisão, previsão, otimização ou controle. Para tanto é preciso conhecer as variáveis deste sistema e suas relações, ou seja, há que se elaborar um modelo para representar o sistema escolhido. Escolha que depende das características estáticas ou dinâmicas bem como do propósito para qual o modelo está sendo determinado, o que faz do modelo matemático a escolha por excelência, pois permite aplicações avançadas, sendo muito utilizados em áreas as mais diversas, como engenharia, medicina ou economia, por exemplo (COELHO, 2004).

O problema da determinação de um modelo matemático para um sistema desconhecido (também referido como sistema alvo) por observação da disposição de seus dados de entrada e saída é geralmente referido como identificação de um sistema. Os propósitos para a identificação de sistemas são múltiplos, de acordo com JANG (1997), para:

- a) prever o comportamento de um sistema: uma série de previsões meteorológicas;
- b) explicar as relações e as interações entre entradas e saídas de um sistema: um modelo matemático pode ser usado para examinar se uma demanda realmente varia proporcionalmente ao suprimento em um sistema econômico;
- c) designar um controlador baseado no modelo de um sistema: o controle de aviões ou navios;
- d) fazer simulações computadorizadas de sistemas sob controle.

A identificação de um sistema geralmente envolve dois grandes passos:

- a) identificação da estrutura; é preciso conhecer, primeiro o sistema alvo, para definir a classe de modelo com o qual se pesquisa o melhor e mais adequado modelo para fazer isso; esta classe de modelo é indicada pela função paramétrica $y = f(u, \theta)$, onde y = modelo das saídas, u = vetor de entrada e θ = vetor parâmetro;
- b) identificação dos parâmetros: a estrutura do modelo é conhecida e é preciso usar técnicas de otimização para determinar o vetor parâmetro θ , tal que o modelo resultante $y = f(u, \theta)$ possa descrever o sistema apropriadamente.

Em geral, definir o sistema de identificação não é um procedimento simples, determinado apenas por estes dois passos. Em geral, é preciso seguir vários passos, repetidamente, até encontrar um modelo satisfatório, como segue:

- a) primeiro passo: especificar e parametrizar um modelo matemático representativo do sistema a ser identificado;
- b) segundo passo: fazer a identificação do parâmetro para selecionar os parâmetros que de melhor forma se ajustem ao conjunto de dados testados;
- c) terceiro passo: fazer a validação dos testes para verificar se o modelo identificado responde corretamente ao conjunto de dados não conhecido (faz referência a um teste, validação ou verificação de um conjunto de dados);
- d) quarto passo: uma vez terminado o procedimento, os resultados dos testes de validação devem ser satisfatórios; de outra maneira, outra série de modelos é selecionada e os passos dois até quatro são repetidos.

Existem diversas maneiras de modelar um sistema (figura 3.2) como a modelagem pela física, uma abordagem analítica que exige o conhecimento de leis físicas do processo, ou pela identificação, uma abordagem experimental que consiste no desenvolvimento de técnicas para a estimação de modelos de sistemas dinâmicos usando dados experimentais (AGUIRRE, 2004).

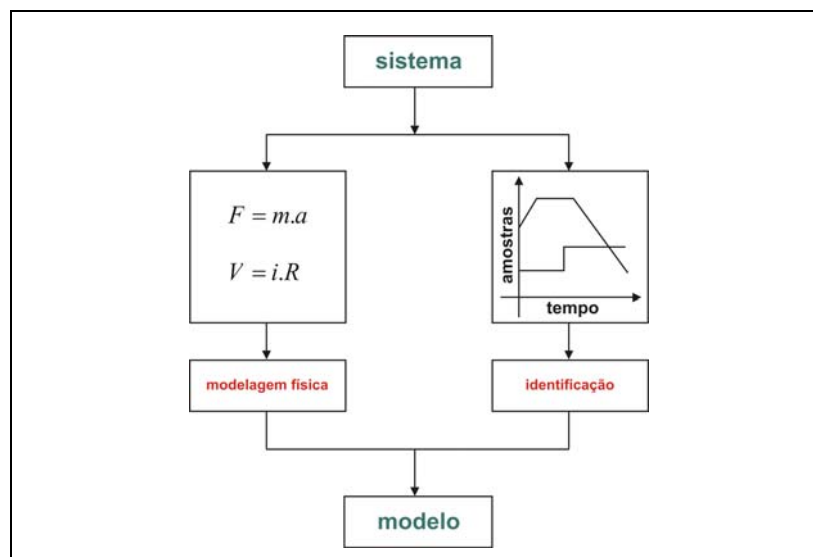


Figura 3.1 – Princípios para a construção de um modelo matemático.
Fonte: Guerra, 2006.

Obtido o modelo matemático, este deve responder às questões sobre o sistema sem a realização de experimentações práticas, ou seja, com este modelo pode-se analisar como o sistema se comporta sob determinadas condições operacionais. Sua utilização para a simulação constitui-se de um procedimento de baixo custo e seguro para experimentá-lo, embora a validação (ou adequação) dos resultados de simulação dependa da qualidade do seu modelo matemático (COELHO, 2004).

É importante salientar que um modelo matemático para um dado sistema não é único e o modelo escolhido deve ser capaz de explicar os dados medidos satisfatoriamente, podendo ser usado na compreensão de fenômenos observados no sistema real. Portanto, é fundamental que o modelo seja capaz de atender ao objetivo final para o qual foi desenhado.

Como mostra o diagrama na figura 3.2, o processo de identificação de sistemas não-lineares inicia com o conhecimento prévio do sistema, os testes dinâmicos (experimentação) e a coleta de dados. Em seguida, é escolhida uma representação matemática a ser utilizada, determina-se a estrutura do modelo, faz-se a estimação de parâmetros e, por fim, a sua validação (AGUIRRE, 2004).

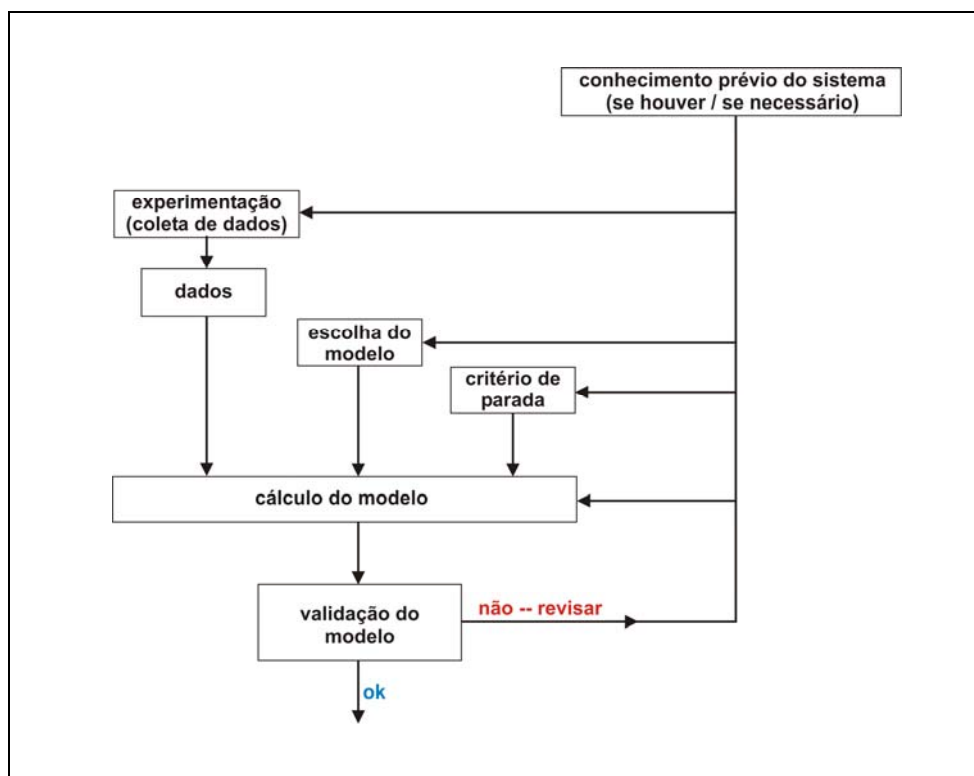


Figura 3.2 – Diagrama de blocos para uma identificação de sistemas.
Fonte: Guerra, 2006.

Na etapa de coleta de dados, se a identificação é para obter modelos a partir de dados, é necessário que estes sejam gerados. No caso deste estudo os dados disponíveis são dados de medições de energia elétrica. Na escolha da representação matemática a ser utilizada há que se considerar o objetivo do estudo, pois existe uma grande variedade de representações não-lineares que, ao menos a princípio, podem ser utilizadas na identificação de sistema, ficando a critério do modelador, pois não existe um método ou uma representação que possa ser considerada *ótima*. No caso deste estudo definiu-se pelas redes neurais artificiais e mínimos quadrados.

Na determinação de estrutura do modelo não-linear, cada representação é melhor para identificar ou representar um tipo de sistema de acordo com o tipo de não linearidade presente nos dados. Não se pode dizer, de imediato, que uma das abordagens seja adequada, mesmo porque, para algumas representações, não existe uma maneira sistemática para determinar a estrutura ideal de um dado sistema. Portanto, a escolha do tipo de modelo também depende da existência ou não de informação *a priori*, do propósito para o qual o modelo esta sendo utilizado e da complexidade do sistema.

A estimação de parâmetros inicia com a escolha do algoritmo a ser utilizado, de maneira a definir quais e como estimar os parâmetros adequados para a identificação do sistema em questão. A validação do modelo é a etapa final na identificação de sistemas, certamente subjetiva e o seu resultado depende da aplicação pretendida para o modelo matemático e da quantidade de informação disponível sobre o sistema original.

Para identificação de sistemas, considera-se o sistema como sendo observável, no qual as medidas de entrada e saída estão disponíveis. Um sistema dinâmico possui entrada exógena $u(t) \in \mathbb{R}^m$ e saída $y(t) \in \mathbb{R}^n$.

Dependendo do tipo de entradas utilizadas, existem dois tipos de modelos a serem estruturados, de acordo com Sjöberg (1995):

- a) modelo paralelo: a saída é utilizada para criar um tempo de atraso nas entradas; pode ser considerado inteiramente recorrente, pois é capaz de realizar previsões em um curto período de tempo; tem dinâmica interna; ilustrado na figura 3.3;
- b) modelo série-paralelo: as saídas do sistema real são utilizadas como entradas ao modelo, contudo, apenas previsões de *um-passo-à-frente* são possíveis; tem dinâmica externa; ilustrado na figura 3.4.

Em ambos os casos, a predição realizada pelo modelo comparada com as saídas reais do sistema é utilizada como uma medida para otimizar os parâmetros do modelo.

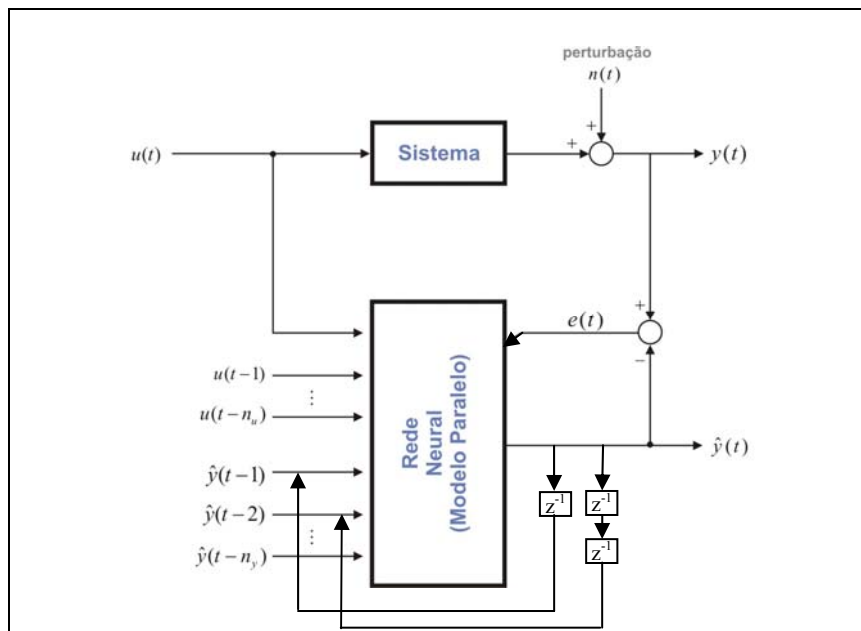


Figura 3.3 – Rede neural - modelo paralelo.
Fonte: Guerra, 2006.

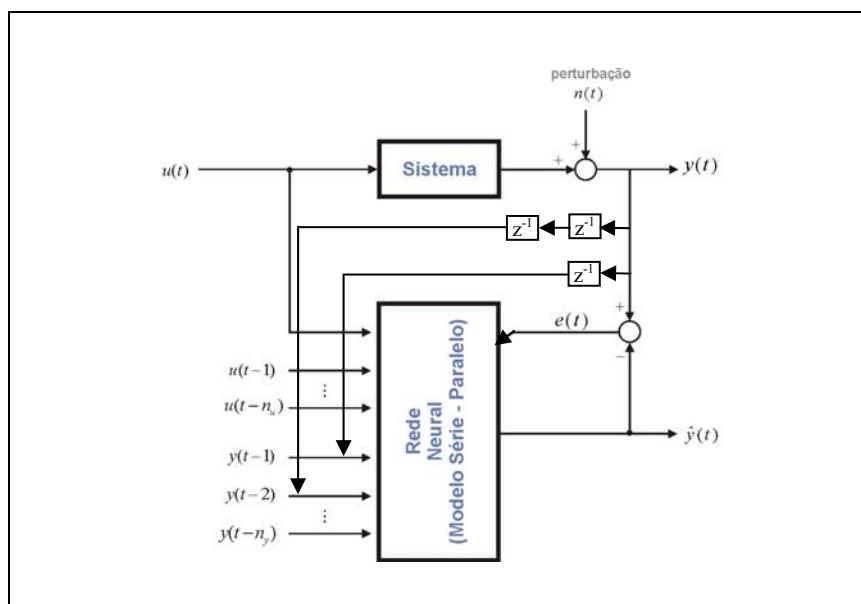


Figura 3.4 – Rede neural - modelo série-paralelo.
Fonte: Guerra, 2006.

3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

3.2.1 Conceitos e histórico

Rede neural artificial (RNA) é um conceito da computação que visa trabalhar no processamento de dados de maneira semelhante ao cérebro humano. O cérebro é um processador altamente complexo e que realiza processamentos de maneira paralela, organizando os neurônios de forma que eles realizem o processamento necessário. Todas as funções e movimentos do organismo estão relacionados ao funcionamento destas pequenas células, que estão conectadas umas às outras através de sinapses, construindo a chamada rede neural (RN).

Nas RNAs a idéia é realizar o processamento de informações da mesma maneira que o faz a organização de neurônios do cérebro. Como o cérebro humano é capaz de aprender e tomar decisões baseadas na aprendizagem, também as RNAs são capazes de fazer o mesmo. Assim, uma rede neural pode ser interpretada como “um esquema de processamento capaz de armazenar conhecimento baseado em aprendizagem (experiência) e disponibilizar este conhecimento para a aplicação em questão” (TAFNER, 1998).

Braga, Ludermir e Carvalho (2000) definem as RNAs como

sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não-lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões geralmente unidirecionais (...) associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede.

Segundo Guerra (2006), as RNAs são sistemas paralelos e distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (neurônios), dispostas em uma ou mais camadas interligadas por conexões, que podem mapear funções matemáticas não-lineares. O funcionamento destas redes é inspirado em uma estrutura física concebida pela natureza: o cérebro humano.

As primeiras informações sobre neurocomputação datam da década de 1940, baseadas no conhecimento sobre a arquitetura do cérebro humano. Warren McCulloch e Walter Pitts desenvolveram as primeiras RNAs sugerindo a construção de uma máquina inspirada no funcionamento do cérebro humano, publicado em *A Logical Calculus of the*

Ideas Immanent in Nervous Activity (1943). Por isso, são considerados os inventores do modelo de uma RN, fazendo uma analogia entre células nervosas vivas e o processo eletrônico, um modelo de resistores variáveis e amplificadores representando conexões sinápticas de um neurônio biológico, incluindo uma função não-linear na ativação do neurônio e um ponto inicial e o neurônio disparava somente se a entrada fosse maior que o ponto inicial. No final da década, Donald Hebb traduziu matematicamente a sinapse dos neurônios biológicos, ao publicar *The Organization of Behavior* (1949). Apresentou uma teoria para explicar a aprendizagem, com base na idéia de que o condicionamento psicológico clássico está presente em qualquer parte dos animais pelo fato de ser propriedade dos neurônios. Embora sendo idéias já conhecidas, Hebb foi o primeiro a propor uma lei de aprendizagem específica para as sinápses dos neurônios. Este modelo, mais tarde denominado rede ou regra de Hebb, explicava a aprendizagem em nodos biológicos, com base no reforço das ligações sinápticas entre nodos excitados (GUERRA, 2006; BRAGA, LUDERMIR, CARVALHO, 2000; GORP, 2000; TAFNER, 1998).

Este passo abriu caminho para que a continuidade das pesquisas. Na década de 1950 cresce o interesse nas RNs e o surgimento de inúmeros modelos. Mavin Minsky, constrói o primeiro neurocomputador com capacidade de aprendizado, *Snark* (1951): operava, partir de um ponto de partida técnico, ajustando automaticamente os pesos entre as sinapses, embora jamais tenha executado qualquer função de processamento de informação interessante, mas foi mais um passo nos estudos das redes neurais. Frank Rosenblatt publicou *Principles of Neurodynamics* (1958) descrevendo o primeiro neurocomputador a obter sucesso, o *Mark I-Perceptron*(1958), criado pelo próprio Rosenblatt, Charles Wightman e outros. Modelo de rede neural de duas camadas, usado no reconhecimento de caracteres, com os neurônios organizados em camada de entrada e saída e os pesos das conexões adaptados a fim de se atingirem a eficiência sináptica em um modelo neural de uma única camada, introduziu o conceito de aprendizado em RNs, descrevendo uma topologia de RNA, de estruturas de ligação entre os nodos e propôs um algoritmo para treinar a rede para executar determinados tipos de funções. Por suas contribuições, são vistos como os fundadores da neurocomputação (TATIBANA, KAETSU, 2005; BRAGA, LUDERMIR, CARVALHO, 2000).

Nas décadas de 1960 e 1970 as pesquisas escassearam, mas os anos 60 foram marcados pelo entusiasmo dos pesquisadores e outros modelos similares ao *Perceptron* foram também desenvolvidos nesta época. Bernard Widrow (1962) desenvolveu um novo tipo de

elemento de processamento de redes neurais, um modelo linear denominado ADALINE (*ADaptative LInear NEtwork*). Inseriu o modelo de RNAs na engenharia elétrica e fundou a primeira companhia de *hardware* de neurocomputadores e componentes. Continuando as pesquisas, Widrow este modelo foi generalizado para várias camadas, denominado de MADALINE (*Many ADALINE*), utilizando saídas analógicas em uma arquitetura de três camadas. Estes modelos do tipo *Perceptron* são baseados no aprendizado supervisionado por correção de erros. O desenvolvimento das RNs não conduziu a uma revolução no entendimento do cérebro humano ou na própria inteligência artificial e ausência de algoritmos de otimização e a falta de aplicações reais conduziram à descrença nas RNs, em críticas feitas por Minsky e Papert em *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry* (1969), comprovando matematicamente que os modelos de redes neurais baseados no *Perceptron* (redes de um só nível,) não eram capazes de executar problemas não linearmente separáveis (não eram capazes de aprender uma simples função lógica do tipo Ou Exclusivo (*Exclusive Or - XOR*), função *que* possui um padrão de valores de entrada e de saída cuja associação não podia ser aprendida pelos modelos). (GUERRA, 2006; TATIBANA, KAETSU, 2005).

Nos anos 70, sobressaíram estudos nesta área, tais como: redes sem peso (Alexander, Inglaterra), modelos *cognitron* e *neocognitron* (Fukushima, Japão), sistemas auto-adaptativos (Grossberg, Estados Unidos), memórias associativas e auto-organizadas (Kohonen, Finlândia). Os estudiosos restabeleceram um campo concreto para o renascimento da área de pesquisas e algumas abordagens feitas por Kohonen, Anderson, Carpenter e Grossberg, iniciadas nestes anos, alcançaram sucesso nos anos 80 (GUERRA, 2006; TATIBANA, KAETSU, 2005).

Na década de 1980, os estudos e pesquisas foram retomados com a publicação dos trabalhos de John Hopfield, *Parallel Distributed Processing* (1982), relatando a utilização de redes simétricas para otimização adotando um algoritmo de aprendizagem que estabilizava uma rede binária simétrica com realimentação. O modelo que Hopfield criou era baseado em um tipo de rede diferente dos modelos, fundamentados no *Perceptron*. Era uma rede com conexões recorrentes, um comportamento que tinha por base a competição entre os neurônios e no qual o aprendizado era não supervisionado. A partir daí, foram feitos estudos sobre algoritmos de aprendizado, topologias de rede e aproximadores universais de RNAs, além da realização de inúmeros trabalhos na área de combinação de RNAs com funções de base radial, com o propósito de aperfeiçoar e aplicar esta tecnologia. Algumas destas propostas tendem a

aperfeiçoar mecanismos internos da rede neural para aplicação na indústria e negócios, outras procuram aproximá-las ainda mais dos modelos biológicos originais. Isto se deu devido ao desenvolvimento dos computadores e de modelos matemáticos que permitiram a solução dos problemas apontados por Minsky e Papert (TATIBANA, KAETSU, 2005; BRAGA, LUDERMIR, CARVALHO, 2000; GORP, 2000; TAFNER, 1998).

O modelo que permitiu o ressurgimento das redes baseadas em *Perceptrons* foi o das redes multinível com retropropagação, o *Multi-Layer Perceptron (MLP)*. Este novo algoritmo de aprendizado foi desenvolvido por Rumelhart, Hinton e Williams (1986). Também a publicação de *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition* (1986), por Rumelhart e McClelland, exerceu importante influência na utilização deste modelo, que permitia realizar o aprendizado por correção de erros em uma rede com múltiplas camadas, solucionando o problema do tipo Ou Exclusivo (XOR). Seguiram o modelo de Kohonen (permite o aprendizado competitivo com uma auto-organização da rede neural, criando os *mapas de atributos auto-organizáveis*) e o modelo ART (Adaptive Resonance Theory), criado por Gail Carpenter e Stephen Grossberg (possui aprendizado do tipo *não supervisionado*, criando protótipos (*clusters*) dos padrões aprendidos). Entre as versões melhoradas deste modelo, estão o Fuzzy-ART, do tipo *semi-supervisionado* e com uso de conceitos de lógica nebulosa.

Os estudos sobre as redes neurais sofreram uma grande revolução a partir da década de 1980 e com a realização da primeira conferência de redes neurais em tempos modernos, a *International Conference on Neural Networks (IEE)*, em São Francisco (1987). A partir destes acontecimentos, muitas universidades anunciaram a formação de institutos de pesquisa e programas de educação em neurocomputação.

3.2.2 O Neurônio Artificial

O neurônio artificial é uma estrutura lógico-matemática que procura simular a forma, o comportamento e as funções de um neurônio biológico. Este faz parte de um conjunto extremamente complexo que constitui o sistema nervoso.

Nos neurônios, a comunicação é realizada por meio de impulsos, assim, quando um impulso é recebido, o neurônio o processa, e passado um limite de ação, dispara um segundo

impulso que produz uma substância neurotransmissora, a qual flui do corpo celular para o axônio (que por sua vez pode ou não estar conectado a um dendrito de outra célula).

O neurônio que transmite o pulso pode controlar a frequência de pulsos aumentando ou diminuindo a polaridade na membrana pós sináptica. As RNs naturais não transmitem sinais negativos e sua ativação é medida pela frequência com que emite pulsos.

A figura 3.5 ilustra os componentes de um neurônio natural.

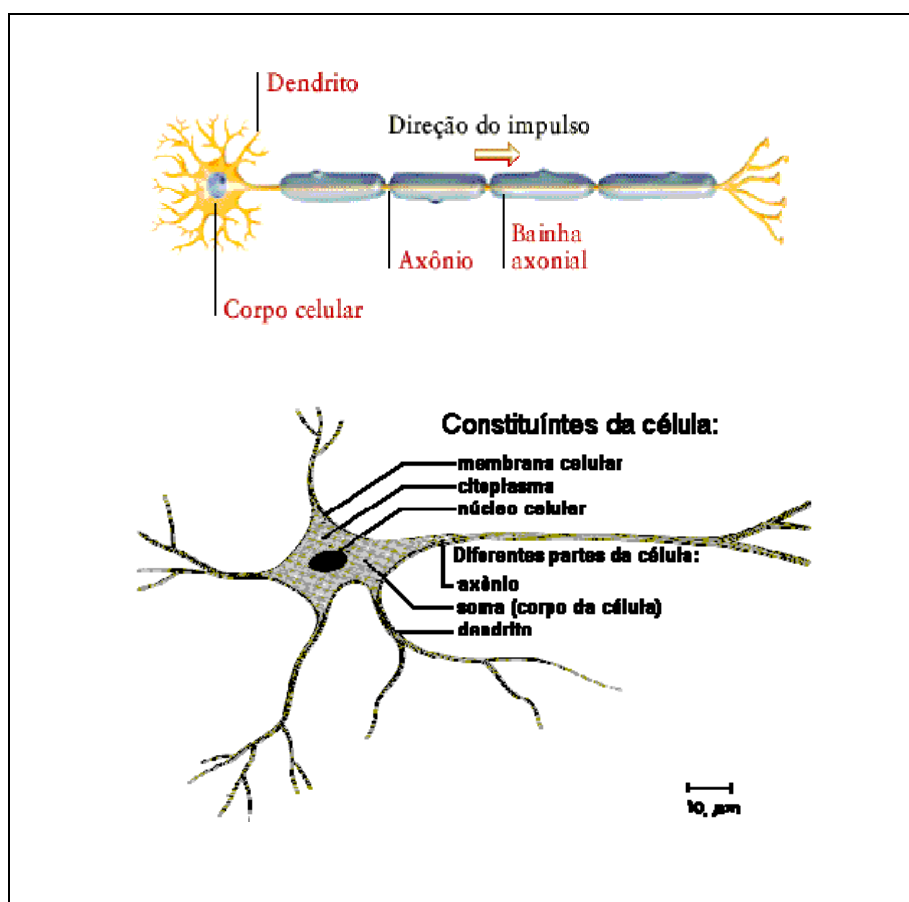


Figura 3.5 – Componentes do neurônio natural.

Fonte: Tatibana, Kaetsu, 2005.

No neurônio artificial, os dendritos foram substituídos por entradas, cujas ligações com o corpo celular artificial são realizadas por meio de elementos denominados peso (simulando as sinapses), os estímulos captados pelas entradas são processados pela função de soma e o limite de ação de disparo do neurônio biológico foi substituído pela função de transferência. A figura 3.6 ilustra os constituintes do neurônio artificial.

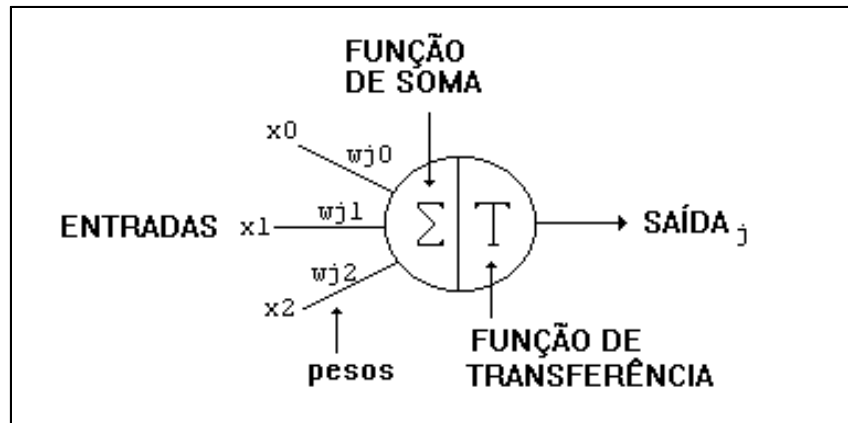


Figura 3.6 - Constituintes do neurônio artificial.
Fonte: Tafner, 1998.

Os modelos neurais artificiais procuram aproximar o processamento dos computadores ao funcionamento do cérebro humano. A tabela 3.1 mostra uma comparação entre alguns parâmetros diferenciais no cérebro humano e no computador.

Tabela 3.1 Comparação entre o cérebro e um computador

Parâmetro	Cérebro	Computador
Material	Orgânico	Metal e plástico
Velocidade	Milisegundos	Nanosegundos
Tipo de processamento	Paralelo	Sequencial
Armazenamento	Adaptativo	Estático
Controle de processos	Distribuído	Centralizado
Número de elementos processados	10^{11} a 10^{14}	10^5 a 10^6
Ligações entre elementos processados	10.000	< 10

Fonte: Tatibana, Ketsu, 2005.

3.2.3 A Rede Neural Artificial

De acordo com Tafner (1998), combinando diversos neurônios artificiais obtém-se uma RNA. As entradas, simulando uma área de captação de estímulos, podem ser conectadas em muitos neurônios. Esse modelo de conexão resulta em uma série de saídas, nas quais cada neurônio representa uma saída e representam, em comparação com o sistema biológico, o contato dos dendritos com outros neurônios, construindo as sinapses. A função da conexão é tornar o sinal de saída de um neurônio em um sinal de entrada de outro, ou ainda, orientar o sinal de saída para o mundo real. As incontáveis possibilidades de conexões entre as camadas

de neurônios terminam por gerar n números de estruturas neuronais artificiais diferentes. A figura 3.7 mostra um exemplo de RNA.

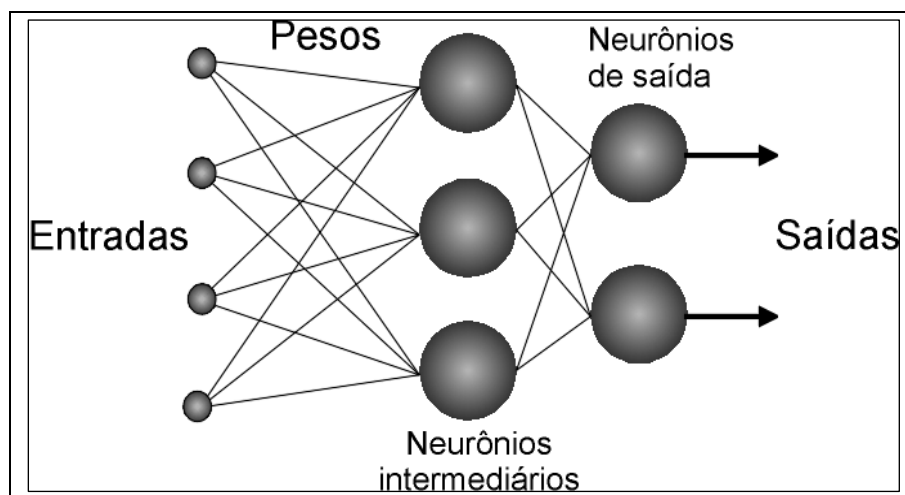


Figura 3.7 - Rede Neural Artificial - Exemplo de RNA (3 camadas/4 entradas/2 saídas).
Fonte: Guerra, 2006; Tafner, 1998.

As redes neurais possuem um grau de interconexão similar à estrutura do cérebro e em um computador convencional moderno a informação é transferida em tempos específicos dentro de um relacionamento com um sinal para sincronização, logo, as redes neurais são paradigmas importantes para as máquinas cognitivas, pois fazem uma representação distribuída da informação, na forma de conexões entre um grande número de elementos simples, os neurônios artificiais, constituindo um sistema ligado por conexões sinápticas: neurônios de entrada, que recebem estímulos do meio externo; neurônios internos ou *hidden* (ocultos) e neurônios de saída, que se comunicam com o exterior.

A definição da arquitetura da RNA é um parâmetro essencial à sua concepção, pois ela restringe o tipo de problema que pode ser tratado na rede. Por exemplo, uma única camada de nodos somente permite a resolução de problemas linearmente separáveis. Definem a arquitetura da RNA, que pode ser modificada conforme a necessidade da aplicação, os seguintes elementos, segundo Braga, Ludermir e Carvalho (2000) e Tafner (1998):

- número de camadas da rede;
- número de nodos em cada camada;
- tipo de conexão entre os nodos (nós);
- topologia da rede;
- conexões entre as camadas;
- camadas intermediárias;

- g) função de transferência;
- h) algoritmo de aprendizado.

Em síntese, a rede neural artificial é um sistema de neurônios ligados por conexões sinápticas, divididos em neurônios de entrada, neurônios internos ou ocultos (indispensáveis na resolução de problemas linearmente não separáveis) e neurônios de saída.

Uma das arquiteturas da RNA em múltiplas camadas é denominada *Multi-Layer perceptron*, concebida para resolver problemas mais complexos que não poderiam ser resolvidos pelo modelo de neurônio básico. Além dessa, modelos recorrentes também apresentam múltiplas camadas. Portanto, o comportamento inteligente de uma RNA vem das interações entre as suas unidades de processamento. São especificadas pela topologia, características dos neurônios e regras de treinamento. Estas regras de treinamento especificam como o conjunto de pesos iniciais deve ser adaptado para a rede aprender o comportamento de um sistema.

Os algoritmos de treinamento (ou aprendizado) de uma RNA ajustam iterativamente os pesos das conexões entre os neurônios até que seja modelado o mapeamento entrada-saída e as relações de causa e efeito possam ser estabelecidas. Se as condições mudarem de tal modo que o desempenho do modelo não seja mais adequado, pode-se submeter a RNA a mais um treinamento sob as novas condições de entrada(s) e saída(s) para corrigir o seu desempenho. Dessa maneira, as RNAs podem apresentar dados atualizados periodicamente, resultando em um modelo auto-ajustável.

3.2.4 Aplicação das Redes Neurais Artificiais

Entre as aplicações usuais de RNAs estão: o reconhecimento e classificação de padrões, o agrupamento (*clustering*), a previsão de séries temporais, a aproximação de funções, a predição, a otimização, o processamento de sinais para identificação de alvos e análise de imagens, os sistemas especialistas, o processamento de sinais (imagens, sensores, voz, caracteres, visão, compressão de dados, filtragem), as telecomunicações, a manufatura; o monitoramento de processos; a robótica (REZENDE, 2003; CORRÊA, 2001; VEELANTURF, 1995).

Os problemas de aproximação de funções são caracterizados pela interpolação, isto é, os dados são fornecidos dentro de determinados limites, entre os quais a função definida e o modelo neural são ajustados para dar uma aproximação adequada (HERNANDEZ, 2003).

Os problemas de predição não requerem uma estrutura de rede neural específica para a sua solução, podendo ser tratados como problemas de aproximação de funções, considerando que a saída seguinte do sistema seja uma função das entradas e saídas anteriores.

Em problemas de classificação, o objetivo é atribuir um padrão de entrada a uma classe entre um conjunto de classes conhecidas. Os exemplos típicos de problemas de classificação são o reconhecimento de voz, de caracteres e de imagens faciais. Para estes casos, as classes são bem definidas e representadas pelos sons e pelo conjunto de caracteres a serem reconhecidos por um grupo de pessoas que deseja se identificar por meio de suas imagens. Envolvem a descoberta de características estatisticamente relevantes de um determinado conjunto de dados e de como estes podem ser divididos em classes. Neste tipo de problema somente os dados de entrada são conhecidos e caberá à rede encontrar as classes presentes no conjunto (REZENDE, 2003).

Os problemas de previsão, ponto de interesse deste estudo, visam à previsão de estados seguintes de um determinado sistema, baseado nos seus estados anteriores, podendo ser caracterizado, portanto, como um problema de extrapolação. Alguns exemplos típicos são: previsão financeira, previsão de tempo e modelagem de processos dinâmicos industriais e previsão de carga em sistemas elétricos. Via de regra, o problema das previsões está na pretensão de prever estados seguintes de um determinado sistema, baseado nos seus estados anteriores, portanto, pode ser caracterizado como um problema de extrapolação.

3.2.5 Adaptação e Aprendizagem das Redes Neurais Artificiais

A principal força na estrutura de redes neurais reside em sua habilidade de adaptação e aprendizagem. A habilidade de adaptação e aprendizagem pelo ambiente significa que modelos de redes neurais podem lidar com dados imprecisos e situações complexas não totalmente definidas. Uma RNA treinada adequadamente tem a habilidade de generalizar quando são apresentadas entradas que não estão presentes em dados já conhecidos por ela.

A característica mais significativa de redes neurais está em sua habilidade de aproximar qualquer função contínua não linear de um grau de correção desejado. Esta habilidade das redes neurais as têm tornado útil para modelar sistemas não lineares na combinação de controladores não lineares.

Uma rede neural possui neurônios conectados por pesos com capacidade de adaptação, que podem ser arranjados em uma estrutura paralela. Por causa deste paralelismo, a falha de alguns neurônios não causa efeitos significantes para o desempenho do sistema, o que é denominado tolerância à falhas (HAYKIN, 2001).

Para Zuben e Castro (2008), se o conhecimento está armazenado nos pesos das conexões, o processo de aprendizagem corresponde à identificação de um conjunto apropriado de pesos de tal modo que a RNA se comporte como deseja o projetista, portanto, pode ser projetada pela definição ou escolha de um conjunto de neurônios artificiais; pela definição ou escolha de um padrão de conectividade entre os neurônios, ou seja, de uma arquitetura para a rede; ou com a definição de um método de determinação dos parâmetros livres da rede (algoritmo de aprendizagem ou treinamento).

Os paradigmas associados à aprendizagem referem que a capacidade de aprender associada a uma rede neural é uma das mais importantes qualidades destas estruturas, ou seja, é a habilidade de adaptar-se, de acordo com regras pré-existentes, ao seu ambiente, alterando seu desempenho ao longo do tempo, de maneira que o aprendizado é “o processo que adapta o comportamento e conduz a uma melhoria de desempenho”, segundo Zuben e Castro (2008). Assim, a aprendizagem ou treinamento corresponde ao processo de ajuste dos parâmetros livres da rede com a adoção de um mecanismo de apresentação de estímulos ambientais conhecidos, os padrões ou dados de entrada ou de treinamento:

estímulo → adaptação → novo comportamento da rede.

O objetivo do aprendizado em redes neurais é a obtenção de um modelo do sistema em estudo, por ajuste dos parâmetros da rede. O tipo de aprendizado é determinado pela técnica empregada no processo de ajuste dos pesos sinápticos (parâmetros da rede neural) e a maneira como o ambiente influencia a rede em seu aprendizado vai definir o paradigma de aprendizagem. De qualquer modo, seja qual for o algoritmo ou o paradigma utilizado, quando o objetivo é alcançado resulta em uma representação de conhecimento que obedece a uma ou mais das seguintes regras, segundo Zuben e Castro (2008):

- a) entradas similares provenientes de classes similares de fenômenos ou eventos tendem a produzir representações similares dentro da rede, fato que pode levar a classificá-las como pertencentes à mesma categoria;
- b) itens que devem ser classificados ou processados distintamente devem provocar, de alguma forma, representações distintas dentro da rede;
- c) se uma característica é importante, devem ser alocados recursos da rede neural (por exemplo, neurônios e conexões) para representá-la devidamente;
- d) quanto mais complexa for a representação, mais recursos devem ser alocados.

A etapa de aprendizado pode ser simplificada quando as informações são conhecidas *a priori* e invariâncias sejam embutidas diretamente no projeto da rede neural.

3.3 REDE NEURAL DE FUNÇÃO BASE RADIAL

Uma rede neural de função de base radial (RN-RBF)¹⁴ pode ser considerada como uma rede neural para um problema de ajuste de curva (aproximação) em um espaço de alta dimensionalidade. Desta maneira, aprender equivale a encontrar uma hiper-superfície em um espaço multidimensional que forneça o melhor ajuste para os dados de treinamento, com o critério de *melhor ajuste* medido em um sentido estatístico. O processo de generalização equivale a utilizar esta superfície multidimensional para interpolar outros pontos que não pertençam aos dados de treinamento, mas estejam em sua vizinhança (HAYKIN, 2001; ZANG e RONG, 1996).

Para uma RN-RBF, a camada oculta utiliza um conjunto de funções denominadas funções de base radial (que dão nome à rede) que consistem em uma base arbitrária para os padrões (vetores) de entrada quando estes são expandidos sobre o espaço oculto. Cada uma dessas funções é centrada em uma coordenada particular do espaço multidimensional dos pontos que compõem o espaço de dados de entrada. Cada uma destas coordenadas particulares define o centro de uma (entre várias possíveis) região de maior aglomeração de pontos ou grupos (*clusters*) do espaço de dados de entrada (HAYKIN, 2001; BORS, 2001).

A característica essencial da RN-RBF, é que a camada de saída é uma combinação linear dos sinais da camada oculta, sendo que neste tipo de rede neural é utilizada somente

¹⁴ Do inglês *Radial Basis Function Neural Network*.

uma camada oculta (ou intermediária). Dessa maneira, a RN-RBF permite um procedimento rápido de atualização de pesos, separa os padrões de entrada com hiperelipsóides e apresenta uma estrutura apta à construção de mapeamentos locais dos dados de entrada e saída.

A arquitetura da RN-RBF, em sua estrutura mais básica, mostrada na figura 3.8, é constituída de três camadas, com propósitos totalmente diferentes:

- camada de entrada: composta por nós de fonte (unidades sensoriais) que conectam a rede ao seu ambiente;
- camada oculta: única, aplica uma transformação não-linear do espaço de entrada para o espaço oculto (na maioria das aplicações, o espaço oculto é de alta dimensionalidade);
- camada de saída: linear, fornecendo a resposta da rede ao padrão (sinal) de ativação aplicada à camada de entrada.

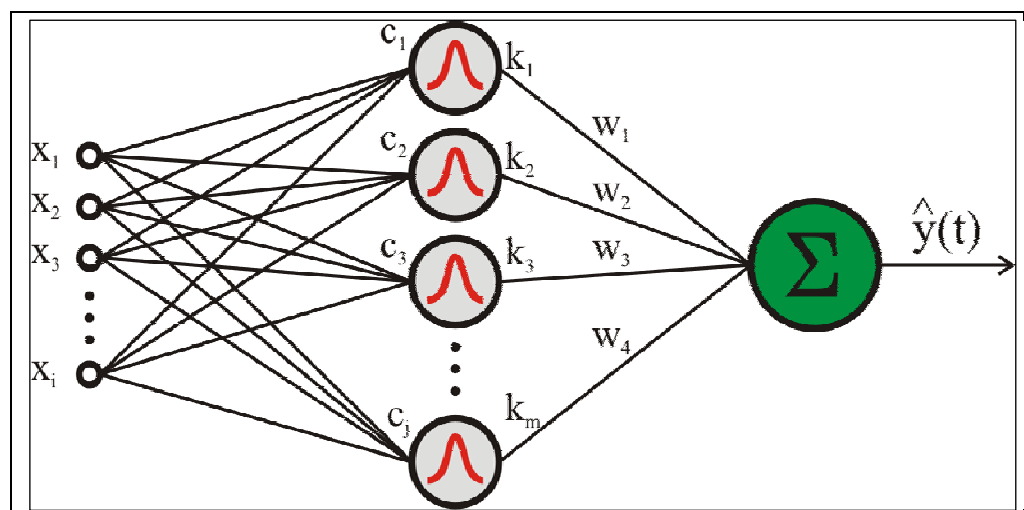


Figura 3.8 - Estrutura geral de uma RN-RBF.

Fonte: Guerra, 2006.

Coelho e Canciglieri Junior (2008), afirmam, ainda, que o procedimento de aprendizado de uma RN-RBF pode ser sintetizado em três etapas: na primeira, é feita a seleção do número de centros; na segunda, é feita a escolha dos valores dos centros; na terceira, são ajustados os pesos. Relatam, também, a existência de uma variedade de algoritmos para a configuração deste tipo de rede neural, os quais podem ser agrupados nas categorias de métodos construtivos ou métodos de otimização não-linear.

Portanto, as RN-RBF possuem características relevantes para previsão de séries temporais, tais como aprendizado rápido e adequação para mapeamentos não-lineares. Além

disso, apresentam generalização local, em que a interferência no aprendizado é minimizada tornando-o relativamente rápido, devido ao número mínimo de pesos ajustados a cada par de treinamento apresentado a RNA.

Em síntese, uma RN-RBF tem como características: possuir apenas uma camada oculta; os nodos computacionais da camada oculta possuem funções diferentes e servem a um propósito diferente dos nodos da camada de saída; a entrada da função de ativação é a norma (distância) euclidiana entre os vetores de entrada e de pesos; a camada oculta é não-linear e a camada de saída é linear; os padrões de entrada são separados com hiperelipsóides; é mais bem aplicada em problemas bem-definidos e, por fim; utiliza não-linearidades localizadas com decaimento exponencial construindo aproximadores locais para mapeamentos de entrada-saída não-lineares (MOODY, DARKEN, 1989; GOLUB, VAN LOAN, 1983).

Nesta dissertação foi utilizado um método construtivo, o algoritmo de agrupamento k-médias convergente, em que os parâmetros não-lineares (centros e variâncias) da RN-RBF são fixos e as técnicas de estimação lineares determinam os valores de polarização e dos pesos. Neste caso, o treinamento da RN-RBF inicia pela determinação dos centros da função base e pela escolha da função base. Os pesos da RN-RBF são ajustados para que a RN-RBF aproxime o valor da resposta desejada utilizando o critério de minimização do erro. Existe uma relação linear entre os pesos e a saída da RN-RBF, de modo que um esquema de estimação linear pode ser empregado no treinamento dos pesos, como o algoritmo de otimização de mínimos quadrados.

3.3.1 Algoritmo de Agrupamento k-médias

A análise de grupos abrange técnicas para a determinação de conjuntos de padrões que correspondem às classes dos dados, dividindo as amostras (dados) em subgrupos menores e classificando-os de acordo com as similaridades entre elas. As técnicas de agrupamento visam essencialmente particionar conjuntos de dados em classes homogêneas, em relação a uma determinada métrica. Os elementos que pertencem a um grupo devem ser os mais semelhantes possíveis entre si, e os que pertencem a grupos diferentes, devem apresentar a menor semelhança. É um processo não supervisionado de classificação de padrões, organizados em grupos por um critério de similaridade. Se as informações preliminares sobre a distribuição

dos dados no espaço de atributos forem insuficientes, os métodos de agrupamento são particularmente apropriados para explorar as relações entre tais dados e sua estrutura (GUERRA, 2006).

O algoritmo de agrupamento é o que define os centros das funções de ativação de cada um dos neurônios da camada oculta da RN-RBF a partir dos dados de treinamento. O algoritmo de agrupamento k-médias (*k-means clustering algorithm*) envolve um processamento simples de estimação de parâmetros.

Supondo que existam N amostras (dados) x^n no total, para encontrar K vetores c_j sendo $j = 1, \dots, K$ o algoritmo procura particionar as amostras x^n em K subconjuntos S_j contendo N_j amostras, de maneira a minimizar a função da soma dos quadrados (BISHOP, 1995):

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{n \in S_j} \|x^n - c_j\|^2 \quad (3.1)$$

Onde c_j é o centro das amostras do conjunto S_j dado por:

$$c_j = \frac{1}{N_j} \sum_{n \in S_j} x^n \quad (3.2)$$

O algoritmo k-médias segue as seguintes etapas:

- a) inicializa os centros das funções: ajuste dos centros iniciais da função aos primeiros dados do treinamento;
- b) agrupa todos os dados com o centro de cada função: cada dado de entrada (x_i) pertencerá a um determinado *cluster* j^* :

$$\|x_i - c_{j^*}\| = \min_j \|x_i - c_j\| \quad (3.3)$$

- c) encontra os centros de cada função para cada c_j sendo N_j o número de dados do grupo j :

$$c_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x_i \in j} x_i \quad (3.4)$$

- d) repetir da etapa b até não haver mais alteração em cada grupo.

O treinamento consistiu, portanto, em encontrar os centros das funções de cada neurônio. Definidos os centros das funções de ativação de cada um dos neurônios da camada oculta da rede RBF a partir dos dados de treinamento, a figura 3.9 ilustra seu funcionamento.

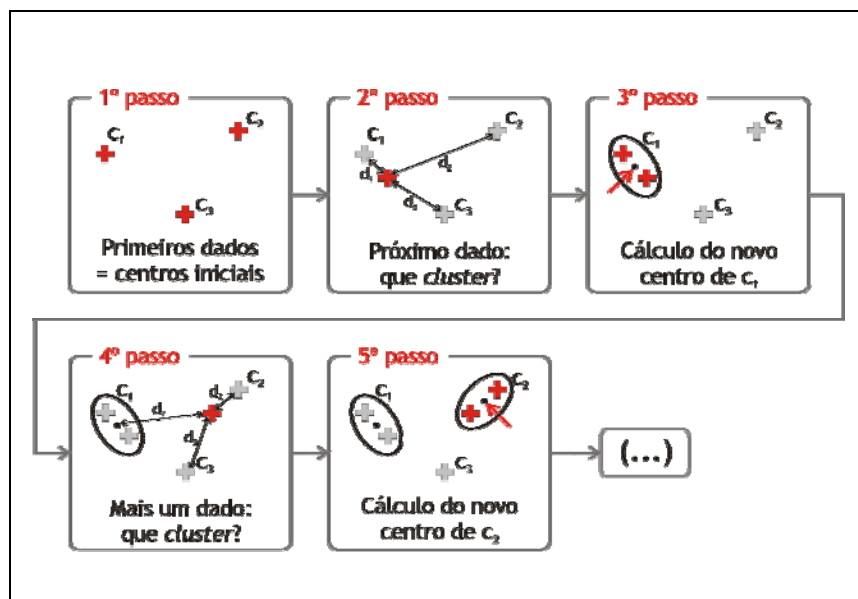


Figura 3.9 - Algoritmo de agrupamento k-médias.

3.3.2 Algoritmo de Otimização de Mínimos Quadrados

O algoritmo de otimização de mínimos quadrados em batelada foi utilizado como método de ajuste linear para os parâmetros de saída da RN-RBF. A atualização de cada peso para o treinamento da RN-RBF utilizando esta derivação do método de mínimos quadrados, é realizado através de:

$$w = (k^T k)^{-1} k^T y(t) \quad (3.5)$$

onde: w são os pesos da rede;

k são as saídas da camada oculta da rede;

$y(t)$ é a saída real.

3.4 MODELO AUTO-REGRESSIVO USANDO MÍNIMOS QUADRADOS

Para comparação com a RN-RBF foi implementado o modelo auto-regressivo (AR) usando Mínimos Quadrados (MQ). O método de mínimos quadrados, aplicado pela primeira vez de maneira independente por Gauss (1809) e Legendre (1806), transformou-se no principal método de ajustamento de observações. Antes da tecnologia computacional o método tinha limitações, hoje praticamente eliminadas. Contudo, certos cuidados devem ser observados quando da solução de um problema de mínimos quadrados. Quando as equações residuais são lineares, ou foram linearizadas, pode ocorrer que o sistema formado seja um sistema "mal-condicionado". Nesta situação, por causa da precisão finita dos computadores ou calculadoras, a solução encontrada utilizando um método qualquer pode ser uma solução errada.

O método de mínimos quadrados representa uma busca de uma solução que tenha algum "significado intuitivo", para tanto, no início assumi-se que se conhece o valor estimado do vetor de parâmetros, $\hat{\theta}$, e que ξ é o erro cometido ao se tentar explicar o valor observado y a partir do vetor de regressores X e de $\hat{\theta}$, ou seja,

$$y = X \hat{\theta} + \xi \quad (3.6)$$

Para estimar $\hat{\theta}$ utiliza-se o critério de minimização de ξ . Para tornar a resposta mais precisa utiliza-se a função de custo do somatório do quadrado dos erros, o qual é definido como:

$$J_{MQ} = \sum_{i=1}^n \xi(i)^2 = \xi^T \xi \quad (3.7)$$

que representa um índice que quantifica a qualidade do ajuste de $X \hat{\theta}$ ao vetor de saídas y . Portanto, deseja-se que $\hat{\theta}$ minimize J_{MQ} . Sendo assim,

$$\frac{\partial J_{MQ}}{\partial \hat{\theta}} = \frac{\partial}{\partial \hat{\theta}} (y - X \hat{\theta})^T (y - X \hat{\theta}) = -X^T y - X^T y + 2 X^T X \hat{\theta} \quad (3.8)$$

Igualando-se a equação 3.8 a zero tem-se:

$$\hat{\theta} = [X^T X]^{-1} X^T y \quad (3.9)$$

Para que $\hat{\theta}$ seja o mínimo, é necessário verificar que

$$\frac{\partial^2 J_{MQ}}{\partial \hat{\theta}^2} = 2 X^T X > 0 \quad (3.10)$$

Na figura 3.10 descrevem-se os passos para o desenvolvimento do método de mínimos quadrados.

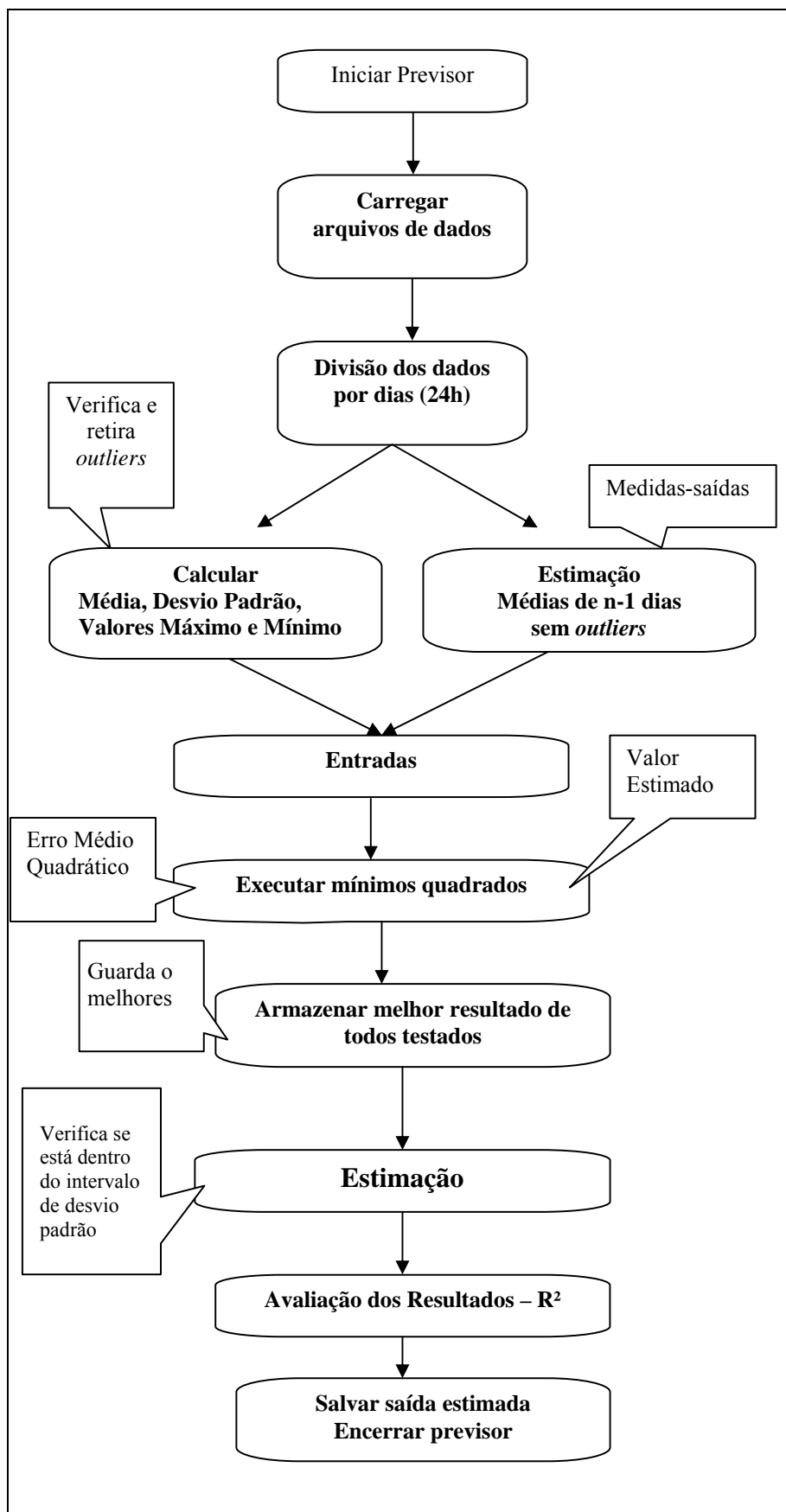


Figura 3.10- Fluxograma do sistema desenvolvido.

3.5 COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO MÚLTIPLA R^2

O coeficiente de correlação múltipla R^2 tem como objetivo verificar se o modelo matemático obtido é capaz de representar a dinâmica do sistema em questão (BILLINGS, TAO, 1991). Assim, na procura de um modelo ideal, deve se observar, primordialmente, se o modelo é confiável para o propósito desejado (CASSINI, AGUIRRE, 1991).

Segundo Guerra (2006), existem diversas maneiras de se realizar a validação de um modelo, mas no caso deste estudo, apenas o coeficiente de correlação múltipla, R^2 , será utilizado.

O R^2 , é um índice de desempenho calculado por:

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (y(t) - \hat{y}(t))^2}{\sum_{t=1}^n (y(t) - \bar{y}(t))^2} \quad (3.11)$$

onde: $y(t)$ é a saída real;

$\bar{y}(t)$ é média das N amostras medidas (média da saída real);

$\hat{y}(t)$ é a saída estimada.

Quando o valor de R^2 é igual a 1, indica uma exata adequação do modelo para os dados medidos do processo. O valor de R^2 entre $0,9 < R^2 < 1$ para os dados de teste é considerado suficiente para aplicações práticas em identificação de sistemas (SCHAIBLE, XIE e LEE, 1997).

É preciso considerar, no entanto, que existe um problema na utilização deste critério: ele determina o melhor modelo, mas não atua diretamente no modelo para melhorá-lo.

4 SISTEMA DE GESTÃO DOS DADOS DE MEDIÇÃO

Este capítulo apresenta a descrição de um sistema de gestão de dados de medição de energia elétrica, destacando sua modelagem computacional dividida em três aplicativos: SVM-Servidor, SVM-Configurador e SVM-Cliente. Descreve, também, o processo no qual a validação da medição proposta neste trabalho se insere como ferramenta chave para subsidiar o analista com informações sobre os dados do SCDE.

4.1 INTRODUÇÃO

A pesquisa teórica mostrou que, no novo modelo do setor elétrico brasileiro, os agentes de distribuição devem garantir a sua remuneração por meio da gestão de seus ativos. Isso se deve ao fato de que a evolução no processo de contabilização da energia comercializada na CCEE tornou indispensável redefinir a sistemática de análise dos dados de medição de energia para faturamento. Esse posicionamento, de acordo com a especificação técnica, reflete a importância do SVM – Sistema de Validação de Medições de Energia Elétrica.

A metodologia desenvolvida nessa dissertação representa uma inovação tecnológica para o agente distribuidor, possibilitando o aperfeiçoamento dos procedimentos de gerenciamento do mercado de energia elétrica, tornando-os mais seguros e precisos. Assim, descreve-se a arquitetura computacional desenvolvida para minimizar os erros na coleta de dados de energia, englobando aspectos como a arquitetura geral, funcionalidades, interface homem-máquina e fluxo de dados.

4.2 ARQUITETURA DO SISTEMA DE VALIDAÇÃO DA MEDIÇÃO

Conhecidos os dados do agente de distribuição, sua disponibilização e a metodologia para a validação, desenhou-se uma arquitetura computacional mais adequada para englobar as necessidades computacionais do SVM, ilustrada na figura 4.1.

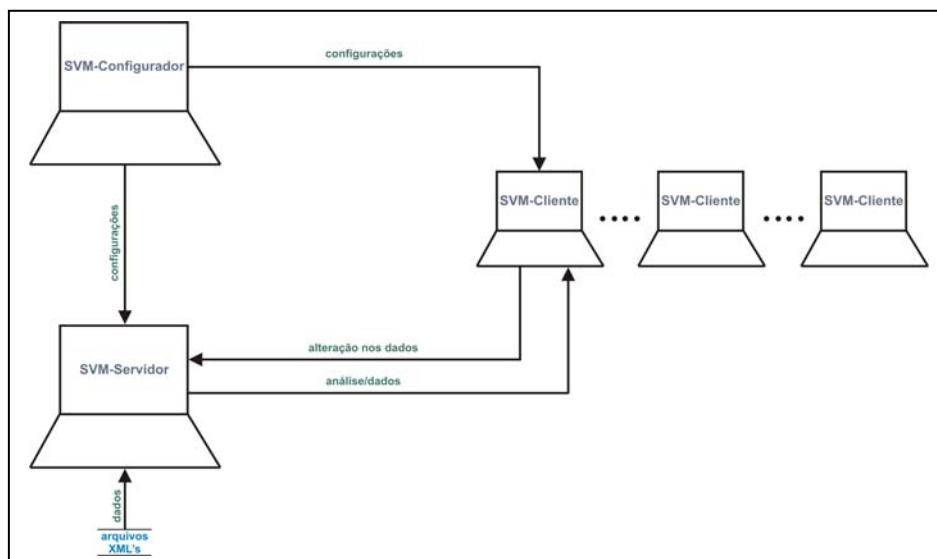


Figura 4.1 – Arquitetura do SVM.

Fonte: Aoki, 2006.

Os dados de cada medidor se originam de arquivos XMLs, após configuração dos medidores no SVM e são disponibilizados ao SVM em uma pasta compartilhada entre a central de aquisição de dados do agente com o SVM-Servidor. De posse dos dados e das informações de cada medidor, o SVM-Servidor pode realizar suas duas atividades principais:

- a) a validação dos dados, conforme apresentado no capítulo 3;
- b) a inserção automática de dados na base de dados.

Em linhas gerais, o SVM-Cliente permite ao usuário visualizar os dados e os resultados das análises de validação da medição de cada medidor.

4.2.1 Funcionalidades Gerais

O SVM-Servidor executa automaticamente uma vez por dia, a busca dos arquivos XMLs na pasta compartilhada, verifica e retira os arquivos com parâmetros de qualidade de energia elétrica. Na sequência, carrega a configuração da rede básica e, as informações dos feriados e horário de verão fazendo a validação da medição de cada medidor a fim de montar a base de dados validada para cada medidor em formato texto (.txt), sinalizando o resultado da validação (ok, problema, indeterminado, dif. P-R, sem XML do dia, sem dados). Por fim, salva um relatório da execução diária e as validações de cada medidor em arquivos próprios, no formato texto (.txt), como definido na tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Arquivos do SVM-Servidor

Conteúdo dos arquivos	Extensão
Dados de cada medidor	<i>.data</i>
Histórico das validações	<i>.hist</i>
Resultado da última validação	<i>previsão.asi</i>
Todas as ações executadas	<i>log etapas.log</i>
Problemas nos dados	<i>log problema.log</i>

Fonte: Aoki, 2006.

O SVM-Configurador permite ao usuário o cadastro, alteração, visualização e/ou remoção de informações pertinentes à RB, tais como: medidores, feriados, usuários, previsão de mercado, valor contratado, carga realizada com perdas, percentual de sobrecontratação mensal, percentual de sobrecontratação acumulado, outras informações gerais para o SVM-Servidor.

O SVM-Cliente carrega a configuração da rede básica, as informações dos feriados e horário de verão, as informações das etapas do SVM-Servidor, a validação da medição de cada medidor e as informações dos usuários. Estas funcionalidades permitem ao usuário montar, automaticamente, o mapa do estado do Paraná com base nas coordenadas de longitude e latitude cadastradas no SVM-Configurador. A partir daí possibilita, além da geração de gráficos de carga da COPEL e de carga das unidades ou destes gráficos em conjunto, a geração de relatórios da configuração da RB e das validações, a geração de arquivos para a CCEE e a visualização e/ou alteração dos dados de cada medidor. Possibilita, ainda, o acesso às informações adicionais do SVM-Configurador.

4.2.2 Vantagens da arquitetura do sistema de validação

A arquitetura do sistema de validação proposta para o SVM-Servidor apresenta várias vantagens, tais como: evitar a duplicação dos dados, visto ser esta a única ferramenta que faz a aquisição e alteração dos dados; realizar a análise dos dados, pois contém a metodologia escolhida (previsores), realizando todas as análises dos dados e

disponibilizando-as para o SVM-Cliente, liberando a máquina do usuário deste processamento.

A estas vantagens podem ser acrescidas: a independência, pois realizará suas funções sem qualquer intervenção do usuário; a manutenção, facilitada pela divisão do sistema em três aplicativos independentes; a usabilidade, visto que o número de clientes instalados não influenciará no seu funcionamento.

4.2.3 Objetivos

O objetivo dessa estruturação é definir para os sistemas as características essenciais de independência, manutenção, usabilidade, portabilidade; eficiência; confiabilidade e funcionalidade.

4.3 MODELAGEM COMPUTACIONAL

Além de toda estrutura da rede de computadores existente, são necessários dois computadores: um dedicado ao SVM-Servidor; o outro, ao SVM-Configurador e SVM-Cliente, não necessariamente dedicado. Dessa maneira, todos os dados e análises por eles emitidos devem ser plenamente confiáveis. Todo o desenvolvimento tem por base a plataforma *MS Windows* e *MS Office*.

4.3.1 SVM-Configurador

Cabe ao SVM-Configurador obter e armazenar todas as informações necessárias para que os SVM-Servidor e SVM-Cliente funcionem de maneira adequada. Literalmente, o sistema de gestão da medição de energia elétrica nasce do SVM-Configurador.

Para detalhar o projeto do SVM-Configurador foram utilizados dois tipos de diagrama: um diagrama de contexto (DC), no qual se detalha cada item do sistema; e um diagrama de fluxo de dados (DFD). As ligações entre cada item podem ser observadas no decorrer do estudo do DFD.

Os dados guardados na memória do SVM-Configurador são os dados das configurações do sistema. Quando é iniciado, carrega as informações que estão no seu arquivo de configurações. O usuário pode alterar essas configurações, pois estas vão sendo armazenadas na memória. O esquema apresentado na figura 4.2 representa o DC do SVM-Configurador e ilustra, simplificada, este sistema.

Tanto a equipe de analistas da Concessionária, como os usuários que utilizam o sistema SVM-Cliente, inserem todos os dados da configuração da RB. Na sequência, um relatório da configuração armazenada é emitido.

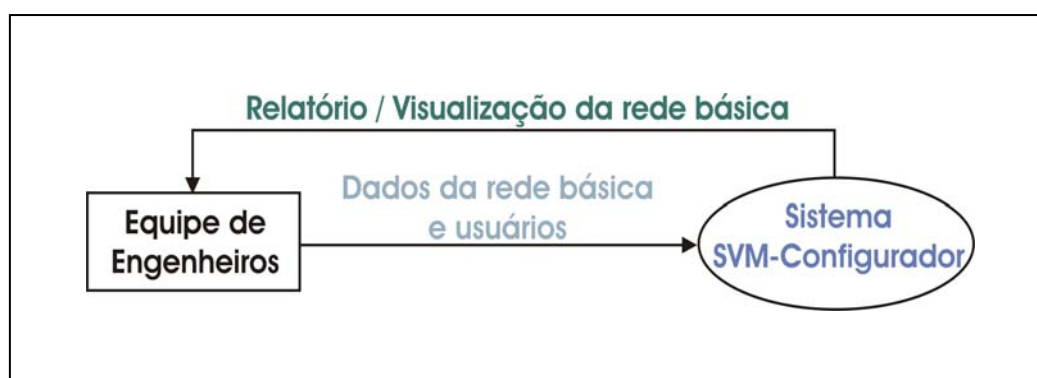


Figura 4.2 - DC do SVM-Configurador

Fonte: Aoki, 2007.

O esquema apresentado na figura 4.3 representa o DFD do SVM-Configurador e ilustra, simplificada, seu funcionamento: o SVM-Configurador carrega a localização do SVM-Servidor, com os dados de configurações, feriados e informações adicionais. Os dados são inseridos nas interfaces para que o usuário possa manipular a informação e o SVM-Configurador disponibiliza as funcionalidades de inserção, alteração, remoção e visualização do cadastro da RB.

Este módulo também cria os arquivos (.data) se houver o cadastro de um novo medidor, bem como gera de um relatório (MS Word) contendo todo o cadastro da RB. O módulo *cadastro dos usuários*, separado das informações da RB, tem a função de controlar os usuários que poderão utilizar o SVM-Cliente.

buscados. Essas informações são transferidas para o módulo *buscar dados*, o qual, por sua vez, busca os arquivos XMLs de cada medidor, abrindo os arquivos de dados já existentes.

Junto com os novos dados dos XMLs, o módulo *verificador* é acionado. Este módulo permite a preparação dos dados para o módulo *validação*, o qual, por sua vez, faz a validação dos novos dados, salva os arquivos de resultado e devolve uma resposta ao módulo *verificador*. Em seguida, são acionados o módulo *salvar dados*, que compõe os arquivos (.data), e o módulo salvar histórico, que compõe os arquivos (.hist) e o arquivo contendo a última validação.

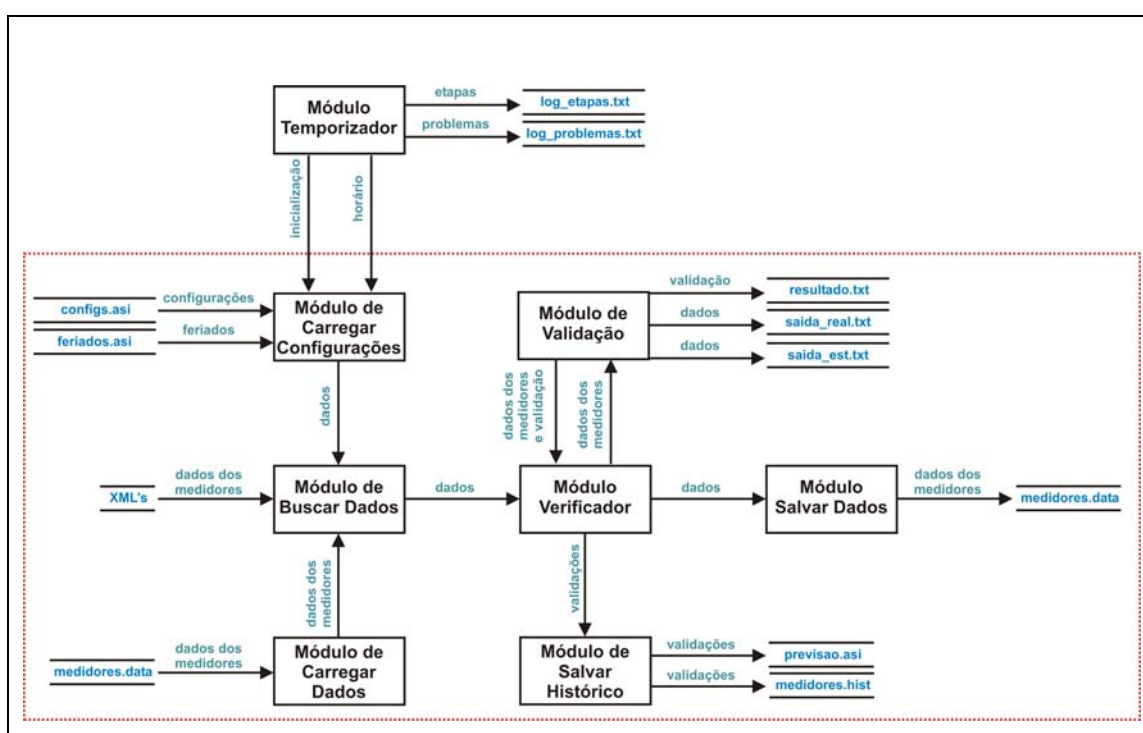


Figura 4.5 – DFD do SVM-Servidor.

Fonte: Aoki, 2006.

4.3.3 SVM-Cliente

A figura 4.6 representa o DC do SVM-Cliente e o ilustra simplificadaamente. Este sistema fornece, à equipe de analistas da Concessionária, os vários tipos de informações essenciais para o bom andamento dos trabalhos, tais como: validação, gráficos, relatórios, dados da rede básica e dados dos medidores.

4.4 INTERFACE DE OPERAÇÃO DO SVM-CLIENTE

O usuário pode visualizar todas as informações geradas pelos SVM-Servidor e SVM-Configurador. A interface inicial indica o arquivo de configuração (*configs.asi*), o usuário fornece *login* e senha (já cadastrados), como mostra a figura 4.8.

Nesta interface podem ser acessadas as Regionais/SEs da COPEL, como mostra a tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Regionais e SEs – COPEL – Paraná.

Regional	SE
SDL	Antonina, Curitiba
SDC	Areia, Figueira, Jaguariaiva, Ponta Grossa, São Mateus do Sul
SDT	Apucarana, Ibiaporã, Londrina
SDN	Campo Mourão, Maringá
SDO	Cascavel, Foz do Chopin, Pato Branco, Salto Osório

Fonte: Aoki, 2006.

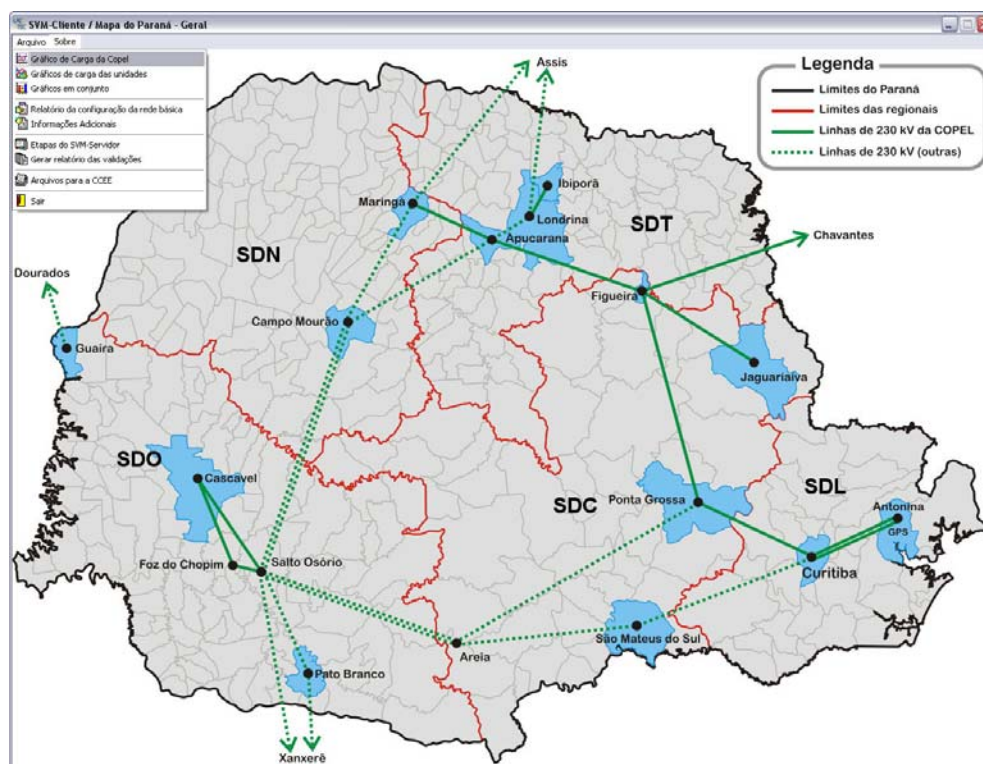


Figura 4.8 – Interface principal do SVM-Cliente.

Fonte: Aoki, 2006.

Definida a regional a ser analisada (exemplo: a regional SDO-SE Cascavel), basta clicar sobre sua indicação na tela e a operação seguinte mostra a interface vista na figura 4.9.

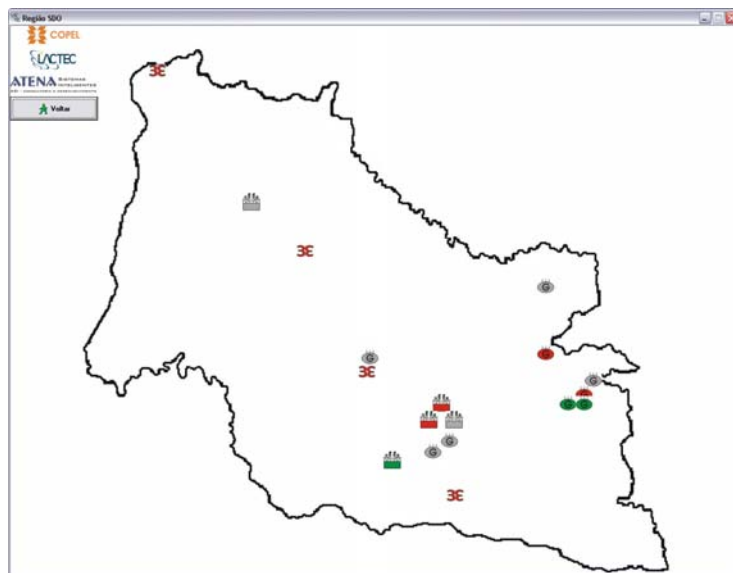














Figura 4.9 – Interface da regional SDO - SE Cascavel: símbolos.
Fonte: Aoki, 2006.

Nesta interface são visualizados os símbolos que indicam tanto os tipos de unidades da regional (cadastradas no SVM-Configurador) como os símbolos que indicam as situações para a validação (sinais usados), descritos na tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Símbolos para a validação.

Símbolos	Subestação	Interligação	Consumidor livre	Usina
Ok				
Problema				
Indeterminado				
Dif - P e R				
Sem XML do dia				
Sem dados				
Fonte: Aoki, 2006.				

Portanto, para cada situação existe um símbolo correspondente, devidamente caracterizado pela cor, ou seja: verde, significa que a situação está normal (Ok); vermelha, significa problemas e cinza, nos casos indeterminado (dif-P e R, sem XML do dia ou sem dados).

Ainda na interface (mostrada na figura 4.9), o usuário direciona a seta indicadora para o símbolo que deseja analisar e visualiza a interface dos medidores desta SE.

No exemplo dos medidores da SE Cascavel é indicado o medidor *SE CASCABEL SECUNDÁRIO TF-B 230/138 KV*.

Os dados do medidor são carregados com as informações solicitadas pelo usuário, por exemplo: plotar gráfico do período solicitado (os dados existentes no medidor aparecerão em *período - data inicial - data final*), como mostra a figura 4.10a e 4.10b, respectivamente.

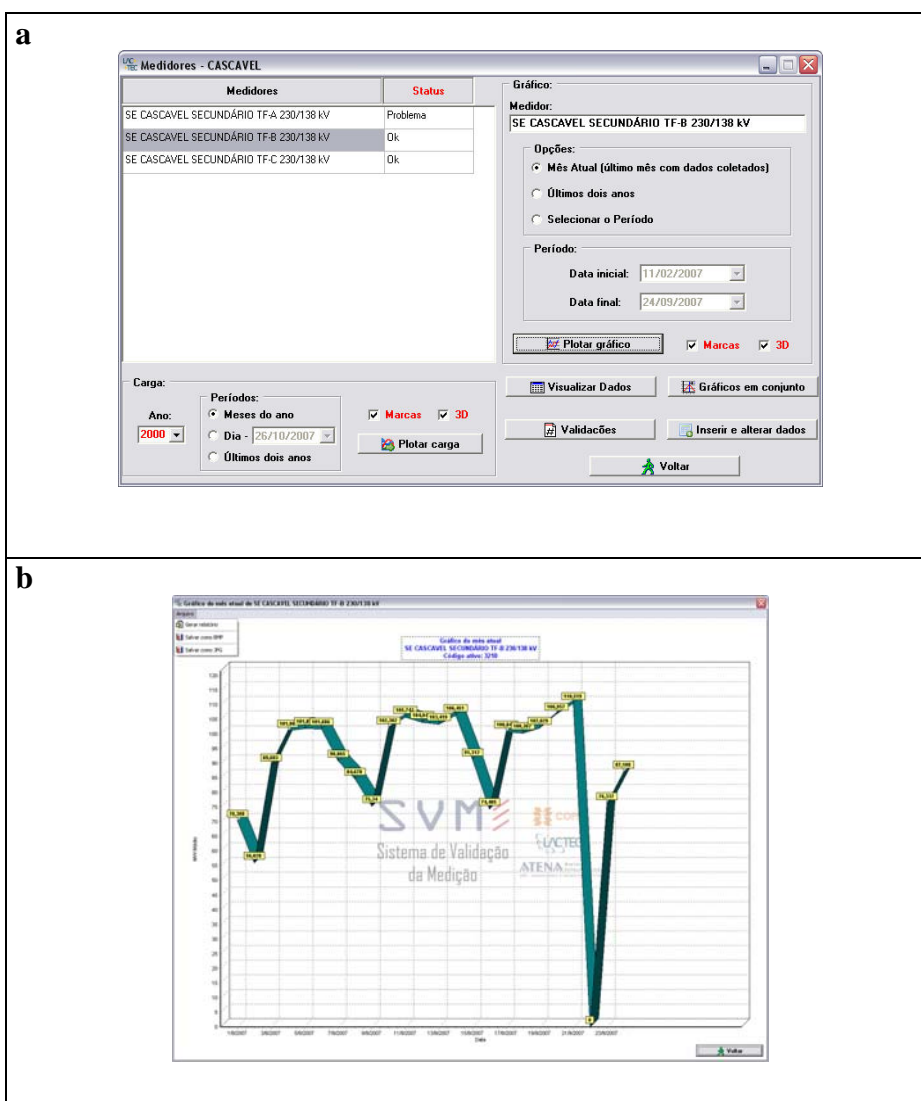
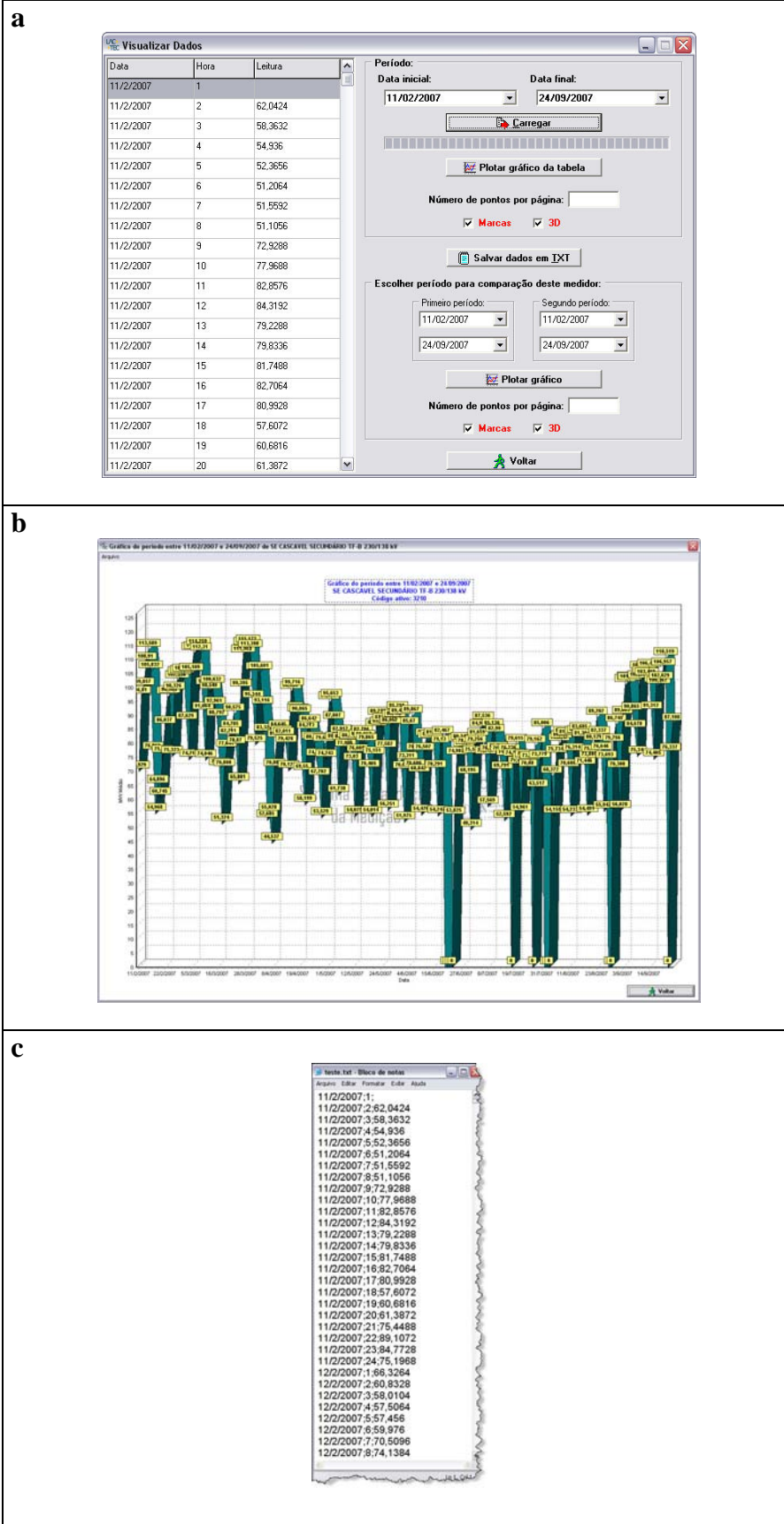


FIGURA 4.10 – Interface *medidores*: SE Cascavel.
a - interface específica do medidor e **b** - gráfico plotado.
Fonte: Aoki, 2006.

Ainda utilizando a interface *medidores* (ver figura 4.10), o usuário pode solicitar apenas a visualização dos dados de um período.

Pode, também, solicitar o gráfico do período, ou ainda, a geração de um arquivo texto com esses dados.

Abre-se a interface *medidores*: visualizar dados, como ilustra a figura 4.11**a**, **b** e **c**, respectivamente.

FIGURA 4.11 - Interface *medidores*: visualizar dados.

a - tabela com os dados do período **b** - gráfico da tabela **c** - arquivo texto com os dados da tabela.
Fonte: Aoki, 2006.

Nesta mesma interface *medidores* (ver figura 4.10), o usuário pode fazer a comparação entre períodos. Para tanto, deve clicar em *Gráficos em conjunto*, definir os períodos e solicitar a emissão do gráfico. As interfaces disponibilizadas estão ilustradas na figura 4.12a e 4.12 b, respectivamente.

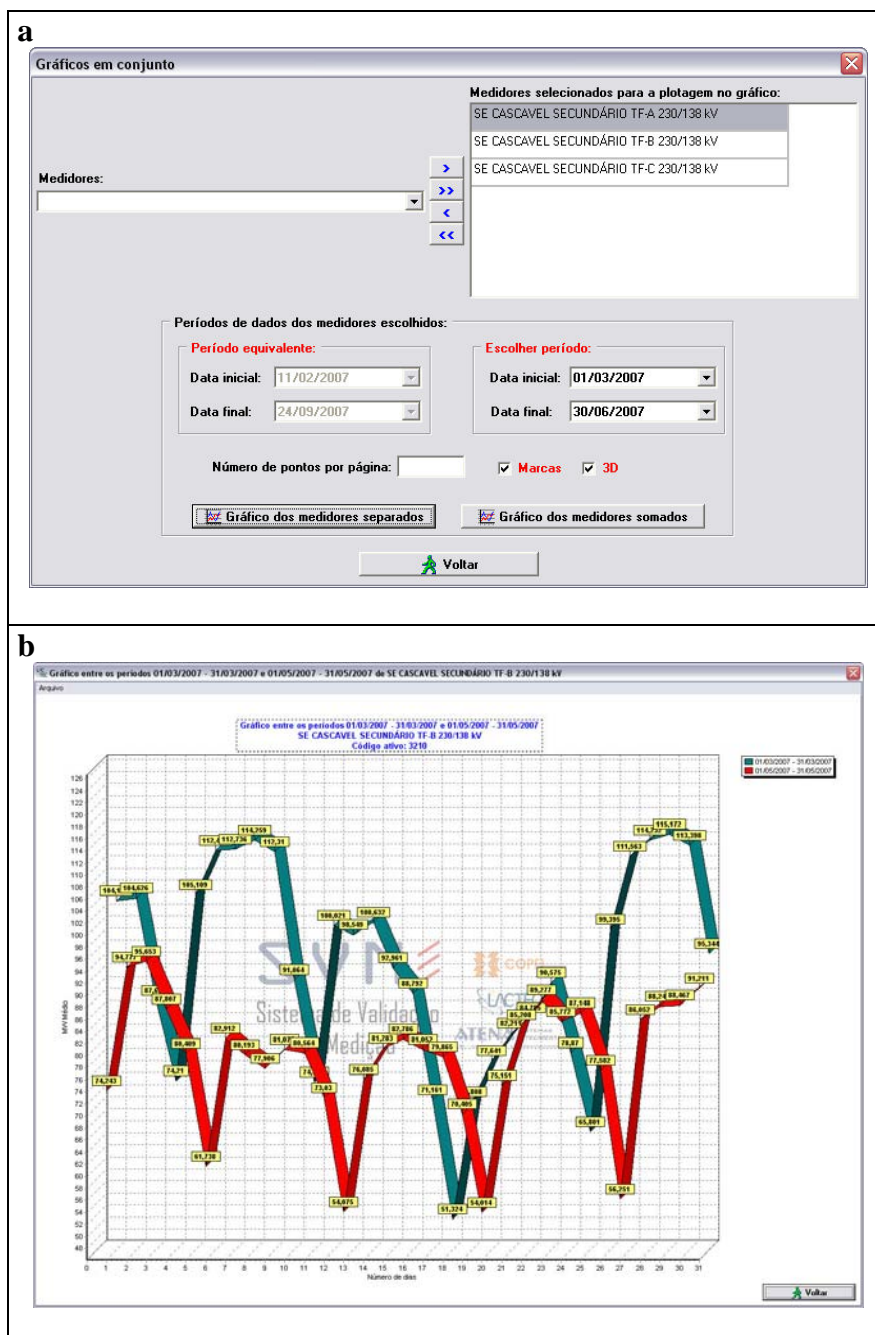


FIGURA 4.12 – Interface *medidores*: gráficos em conjunto.

a - interface b - gráfico com medidores separados.

Fonte: Aoki, 2006.

Além do demonstrativo em separado (clique em *gráfico dos medidores em separado*), disponibilizando interface idêntica à da figura 4.12b, o usuário pode solicitar a somatória dos períodos (*gráfico dos medidores somados*), que disponibiliza a interface da figura 4.13.

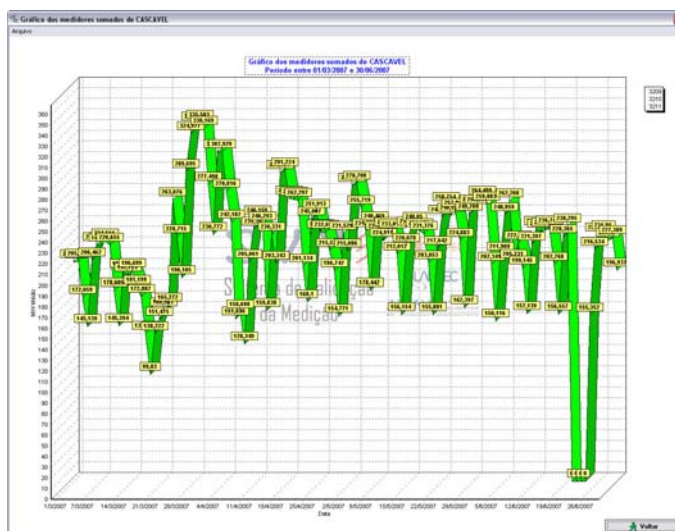


FIGURA 4.13 - Interface *medidores*: gráfico com medidores somados.
Fonte: Aoki, 2006.

Ainda nesta interface, o usuário clica em *validações* (objetivo desta dissertação) e em *inserir e alterar dados* e disponibiliza as interfaces das figuras 4.14 e 4.15 respectivamente.

Validações -- código ativo: 3210	
Datas Validadas	Validações
5/9/2007, quarta-feira	Indeterminado
29/8/2007, quarta-feira	Sem XML do dia
28/8/2007, terça-feira	Sem XML do dia
27/8/2007, segunda-feira	Ok
24/8/2007, sexta-feira	Ok
23/8/2007, quinta-feira	Ok
22/8/2007, quarta-feira	Ok
21/8/2007, terça-feira	Problema
20/8/2007, segunda-feira	Ok
19/8/2007, domingo	Problema
18/8/2007, sábado	Ok
17/8/2007, sexta-feira	Problema
16/8/2007, quinta-feira	Ok
15/8/2007, quarta-feira	Ok
14/8/2007, terça-feira	Ok
13/8/2007, segunda-feira	Ok

FIGURA 4.14 - Interface *medidores*: gráfico de validações.
Fonte: Aoki, 2006.

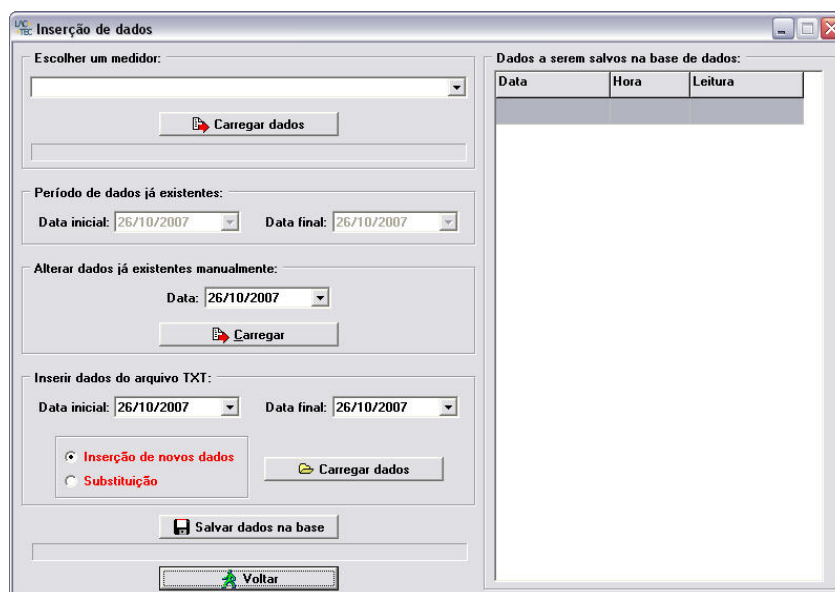


FIGURA 4.15 - Interface *medidores*: inserção de dados.
Fonte: Aoki, 2006.

Voltando à interface *principal* (figura 4.8), ao clicar em *Arquivo*, a interface mostra, à direita, no alto da figura, as demais funcionalidades disponíveis. Ao clicar em *gráficos de carga das unidades*, por exemplo, abrem-se várias opções, dentre elas a de *gerar gráficos de carga*, como ilustra a figura 4.16.

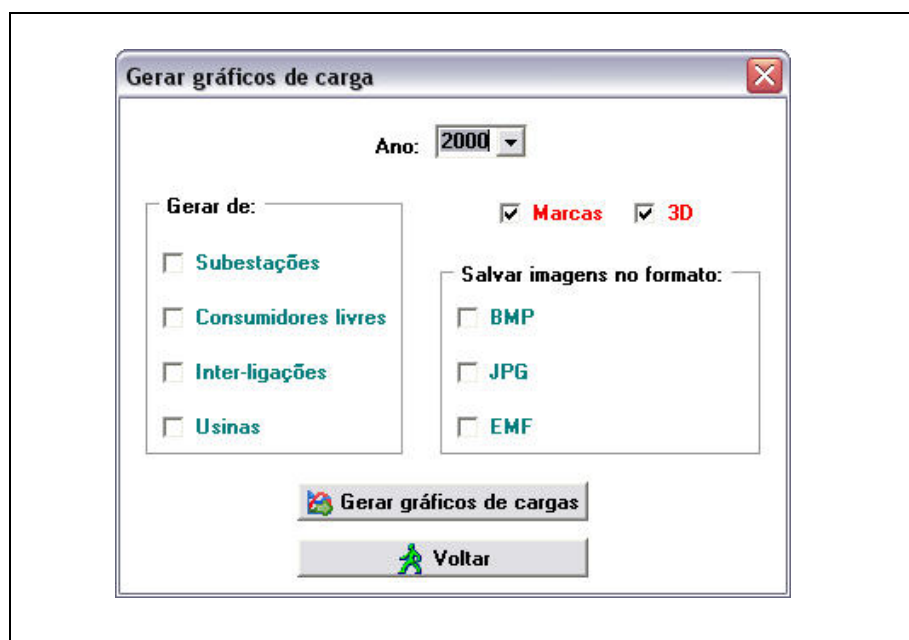


FIGURA 4.16 - Interface *principal* - *arquivo* - *gráficos de carga das unidades*: gerar gráficos de carga.
Fonte: Aoki, 2006.

Ainda na interface principal, clicando em *gráfico de carga da Copel*, a interface fica disponível como ilustra a figura 4.17a; nesta interface, o usuário pode optar por um gráfico

que lhe mostra a carga de contratação da SE para o período que lhe interesse, clicando em *CCEE carga de contratação*, abrindo interface como ilustra a figura 4.17b.

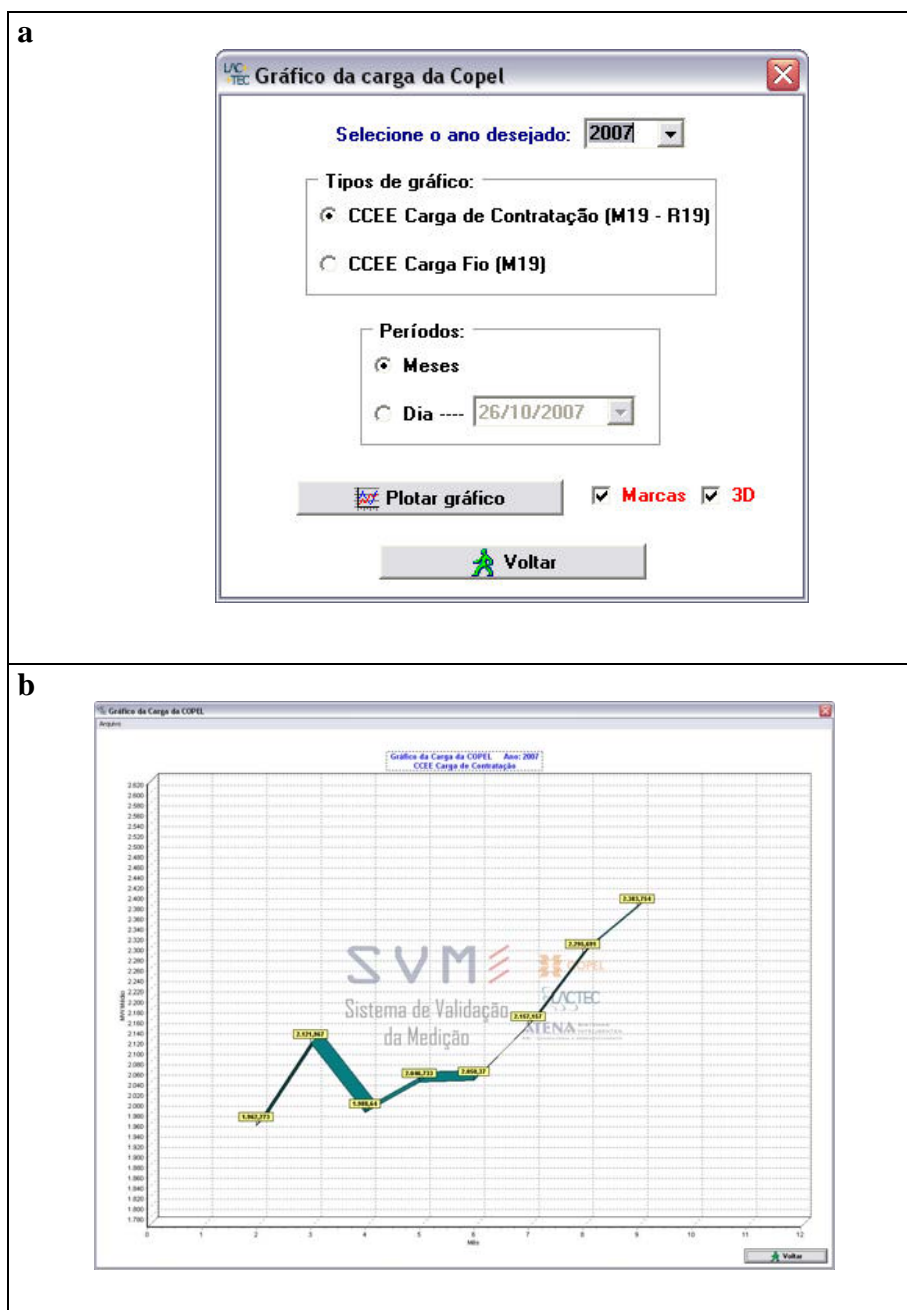


FIGURA 4.17 - Interface *principal*: arquivo.

a - gráfico de carga da Copel **b** - gráfico CCEE carga de contratação.

Fonte: Aoki, 2006.

Também nesta mesma interface (*principal-arquivo*), o usuário pode clicar em *Gráfico em conjunto*, abrindo a interface mostrada na figura 4.18. Nesta, o usuário pode optar por um gráfico que lhe mostrará dados das SEs, por exemplo, clicando em *Gráficos de subestações*.

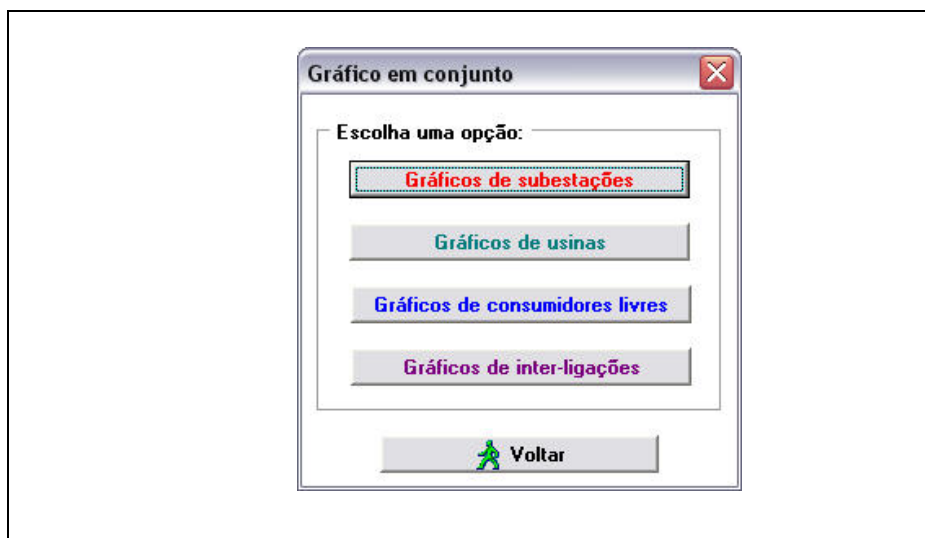


FIGURA 4.18 – Interface *principal*: gráfico em conjunto.
Fonte: Aoki, 2006.

4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo discorreu-se sobre um sistema de gestão dos dados de medição de energia elétrica, mostrando sua arquitetura computacional, suas vantagens e objetivos como base de informação para a modelagem computacional.

Descreveu-se, ainda, a inserção da validação de medição dentro de um processo de gerenciamento das grandezas de energia, a fim de tornar o processo de medição de energia elétrica mais seguro e preciso, prevenindo com eficiência possíveis perdas e as conseqüentes penalizações que por isso são imputadas à concessionária ou à distribuidora.

5 CASOS ESTUDADOS E RESULTADOS

Neste capítulo, são apresentados os casos estudados, a descrição dos dados e métodos utilizados para atingir o objetivo proposto para esta dissertação, que é de analisar metodologias computacionais aplicáveis ao problema de validação diária da medição de energia elétrica nos pontos de conexão com a RB. São apresentados os resultados da identificação um passo a frente dos seguintes métodos: RN-RBF e Auto-regressivo usando Mínimos Quadrados (AR MQ). Para cada estudo foram construídos gráficos de resultados das simulações das validações utilizando os métodos RN-RBF e AR MQ.

5.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Para obter os resultados da previsão um passo a frente dos medidores foram empregados os métodos RN-RBF e AR MQ. A figura 5.1 ilustra a arquitetura geral da RN-RBF, sendo: y , o vetor de medições reais; m , o número de entradas atrasadas; j , o número de grupos; c , o vetor dos centros das gaussianas; w , o vetor dos pesos da camada oculta e $\hat{y}(t)$, a saída estimada da rede.

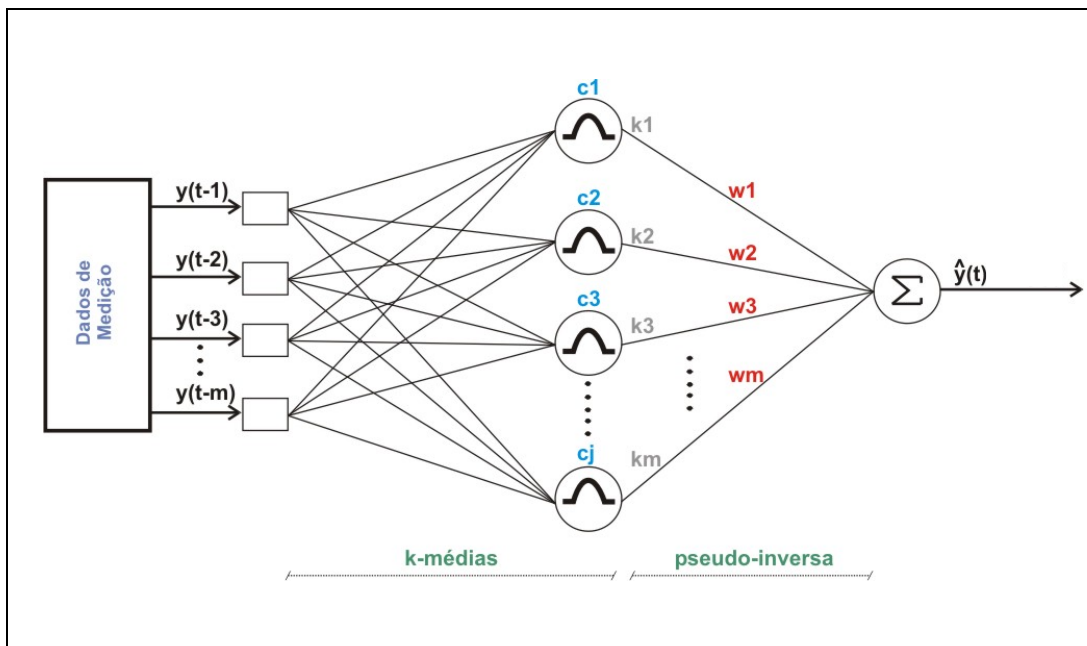


Figura 5.1 - Arquitetura geral da RN-RBF para os medidores analisados.

Para a validação dos dados foi usado o coeficiente de correlação múltipla (R^2),

aceitando que, quando o valor de R^2 é igual a 1, indica uma exata adequação do modelo para os dados medidos. Quando este valor está entre $0,9 < R^2 < 1$ é considerado suficiente para aplicações práticas em identificação de sistemas. O algoritmo de previsão segue as seguintes etapas:

- definidas as primeiras medições (M_1 , M_2 e M_3), gera a previsão (P_4);
- depois compara esse dado com a quarta medição (M_4) e calcula o erro (E_4);
- insere M_4 na base de dados e gera P_5 com as três últimas medições (M_2 , M_3 e M_4);
- compara essa previsão com a quinta medição (M_5) e calcula o erro (E_5);
- e assim sucessivamente, sempre um passo a frente, como mostra a Tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Etapas de previsão e validação.

Horas	1	2	3	4	5	...	24
Medições	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	...	M_{24}
Previsões	--	--	--	P_4	P_5	...	P_{24}
Erros	--	--	--	E_4	E_5	...	E_{24}

Vale observar que nas simulações realizadas com RN-RBF foi variado o número de entradas atrasadas (duas ou três) para se verificar a melhora de desempenho na previsão um passo a frente.

5.2 CARACTERÍSTICAS DAS SUBESTAÇÕES E DOS MEDIDORES

Os dois métodos descritos, RN-RBF e AR MQ, foram testados para a validação dos dados de medição. Para analisá-los e quantificá-los foram feitas simulações nas quais foram computados os dados de quatro medidores das subestações elétricas (SEs) de Bateias e Ibiporã, que distribuem energia elétrica da COPEL. A escolha das SEs foi aleatória.

O período de interesse do histórico para análise foi de 1º de janeiro a 29 de junho de 2008 (181 dias ou 4344 horas), com a realização de simulações para as previsões desses meses de energia, medidas em MW médio por hora.

As características de cada SE são descritas na tabela 5.2 e as características de cada medidor, na tabela 5.3.

Tabela 5.2 - Características das SEs definidas para os casos estudados.

CARACTERÍSTICAS DA SUBESTAÇÃO			
NOME		BATEIAS	IBIPORÃ
REGIONAL		SDL	SDT
LATITUDE	Graus	25	23
	Minutos	22	17
	Segundos	14	26,12
LONGITUDE	Graus	49	51
	Minutos	33	04
	Segundos	39	34,59
MEDIDORES		BT ATF-C 230-138kV BT ATF-D 230-138kV	BT ATF-A 230-138kV BT ATF-B 230-138kV

Tabela 5.3 - Características dos medidores definidos para os casos estudados.

CARACTERÍSTICAS DOS MEDIDORES					
SE		BATEIAS		IBIPORÃ	
MEDIDOR		BT ATF-C 230-138kV	BT ATF-D 230-138kV	BT ATF-A 230-138kV	BT ATF-B 230-138kV
Código	Do ativo	3198	3801	3227	3228
	SCDE	PRBTA- ATF-C01	PRBTA- ATF-D02	PRIBP- ATF-A01	PRIBP- ATF-B02
Número medidor	principal	23613036	23613003	23613037	24616012
	retaguarda	24616025	24616027	24616008	24616035
Nó	receptor	1			
	monitor	19			
Tensão		138 kV			
Transformador	descrição	ATF-C	ATF-D	ATF-A	ATF-B
	capacidade	150 MVA	150 MVA	150 MVA	Nill
Fluxo reverso		Não			
Medidor operando		Sim			
Tipo do ativo		Conexão			
Permite leituras zeradas		Não			
Medidor virtual		Não			

5.3 DEMONSTRAÇÃO DAS MEDIÇÕES

Foram realizadas duas medições para cada SE. Para a apresentação dos resultados dessas medições foram elaborados gráficos de demonstração dos quais consta o número das medições em MW médio, dos medidores e do período histórico definidos. Todos os gráficos, apresentados na figura 5.2 têm a mesma formatação e as anotações de interesse estão resumidas logo após cada gráfico.

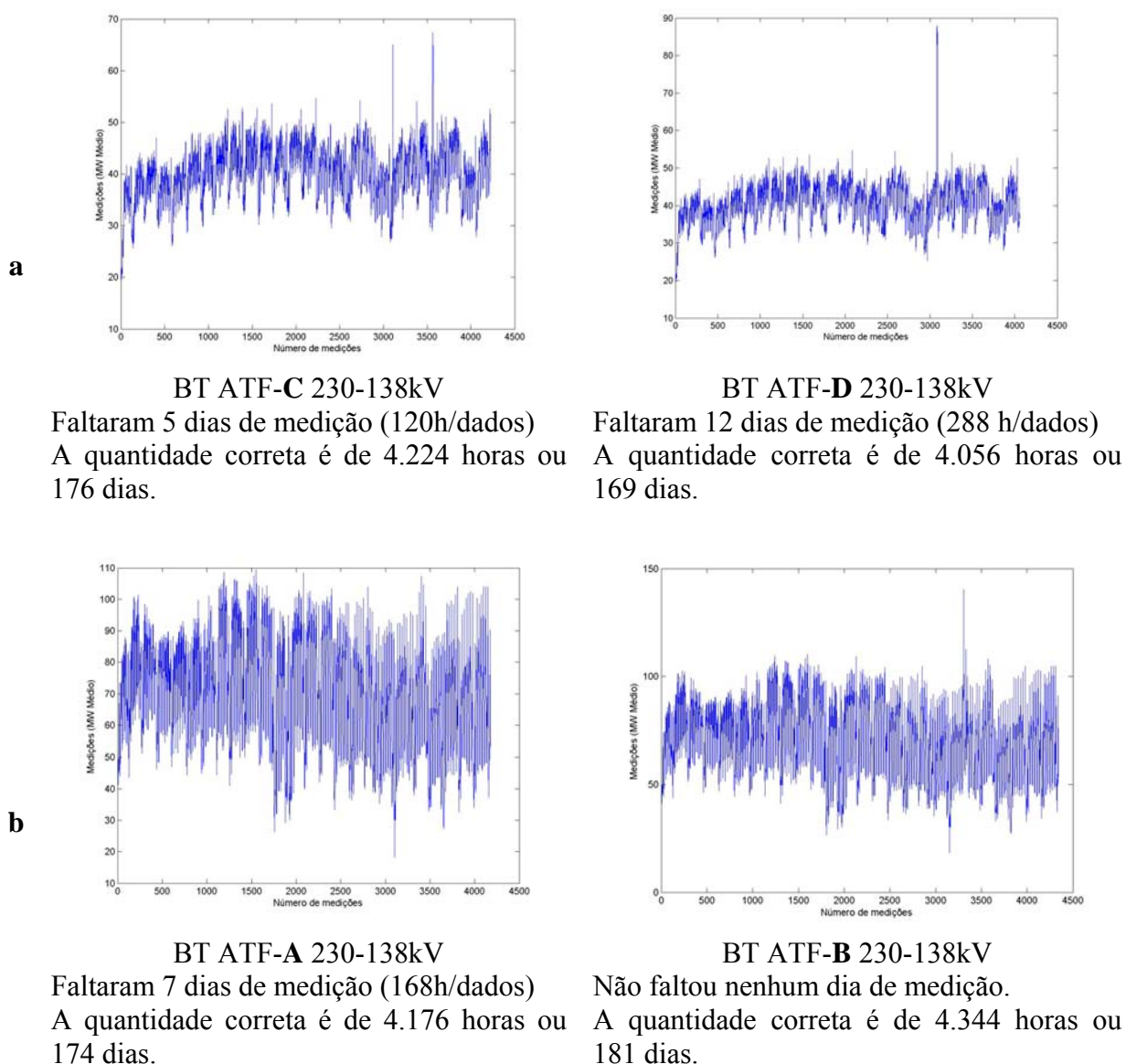


Figura 5.2 - Gráfico de demonstração das medições: **a** - Bateias **b** - Ibiporã.

Os dados foram separados em dois conjuntos, sendo primeiro para treino contendo cerca de 2/3 do volume de dados, e o segundo para teste contendo o restante dos dados.

A fase de treinamento é responsável pela determinação dos parâmetros dos métodos utilizados de acordo com as características das séries de dados apresentadas.

Já na fase de testes busca-se validar a eficiência do modelo encontrado para a tarefa pretendida.

É importante destacar que, antes da aplicação dos métodos de RN-RBF e AR MQ, foi realizado o pré-processamento de dados com a retirada de *outliers* e o preenchimento de

dados faltantes no banco de dados, como apresentado por ROCCO (2008).

5.4 RESULTADOS DA SIMULAÇÃO

Para efeito de apresentação optou-se em detalhar as simulações e resultados obtidos. Vale ressaltar que o objetivo da validação das medições nos pontos de conexão com a RB é diminuir o risco de ultrapassar os valores contratados (em muitos casos é possível efetuar medidas preventivas) e otimizar o uso do limite de folga contratual. Este posicionamento pode evitar a ocorrência de penalidades.

Importante ressaltar que foram realizados testes com vários grupos. Dos resultados observados, foram destacados aqueles cujas simulações mostraram resultados positivos adequados ao estudo.

Os dados foram tabulados e são apresentados a seguir, onde:

- a) N_y : número de entradas atrasadas necessárias para a previsão;
- b) N : número de grupos utilizados;
- c) R^2 : coeficiente de correlação múltipla.

Foram feitas simulações para preparar o computador. O treino determina os valores positivos que serão utilizados nas simulações dos testes.

Nos testes foram feitas comparações entre os resultados definidos no treino e os resultados obtidos nas medições.

5.4.1 Subestação Bateias

5.4.1.1 Resultados do Medidor BT ATF-C 230-138kV

Na tabela 5.4 estão reunidos os dados sobre as simulações utilizando o método Rede Neural de Função Base Radial (RN-RBF).

Tabela 5.4 - SE Bateias – medidor BT ATF-C-230 - 138kV – Método RN-RBF

Simulação	Ny	N	R ²	
			treino	teste
1	2	2	0,7824	0,7823
2	2	3	0,9707	0,7800
3	2	5	0,8426	0,8429
4	3	2	0,7122	0,7119
5	3	3	0,7913	0,7916
6	3	5	0,8500	0,8400

Na tabela 5.5 são apresentados os dados sobre as simulações realizadas utilizando o método AR MQ.

Tabela 5.5 - SE Bateias – medidor BT ATF-C-230 - 138kV – Método AR MQ

R ²	
treino	teste
0,9994	0,998

Na figuras 5.3 e 5.4 estão os gráficos de resultados e erros das simulações do medidor BT ATF-C 230-138kV, da SE Bateias, usando o método RN-RBF.

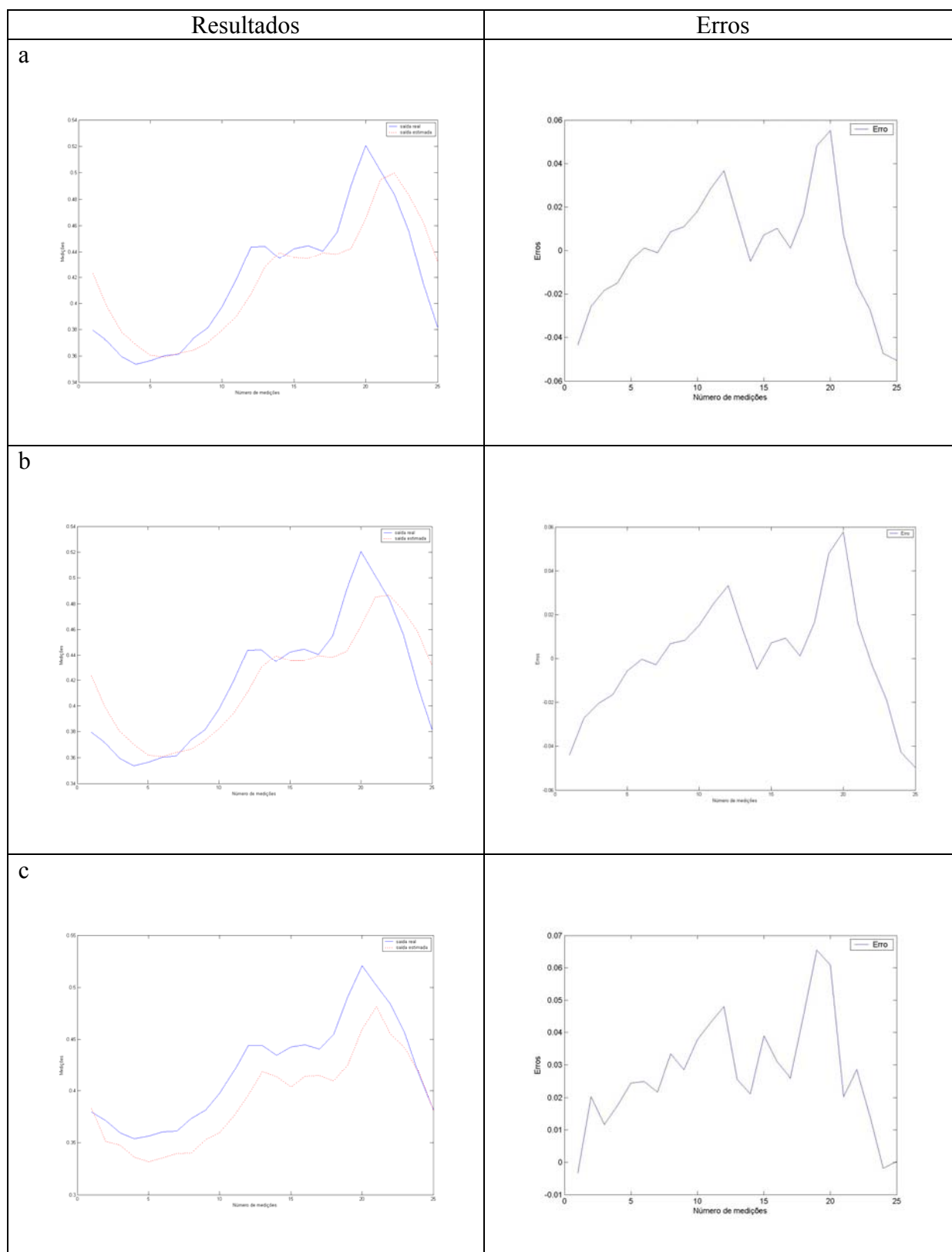


Figura 5.3 - Gráficos – SE Bateias – Medidor BT ATF-C 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 1 b - resultados/erros da simulação 2 c - resultados/erros da simulação 3.
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

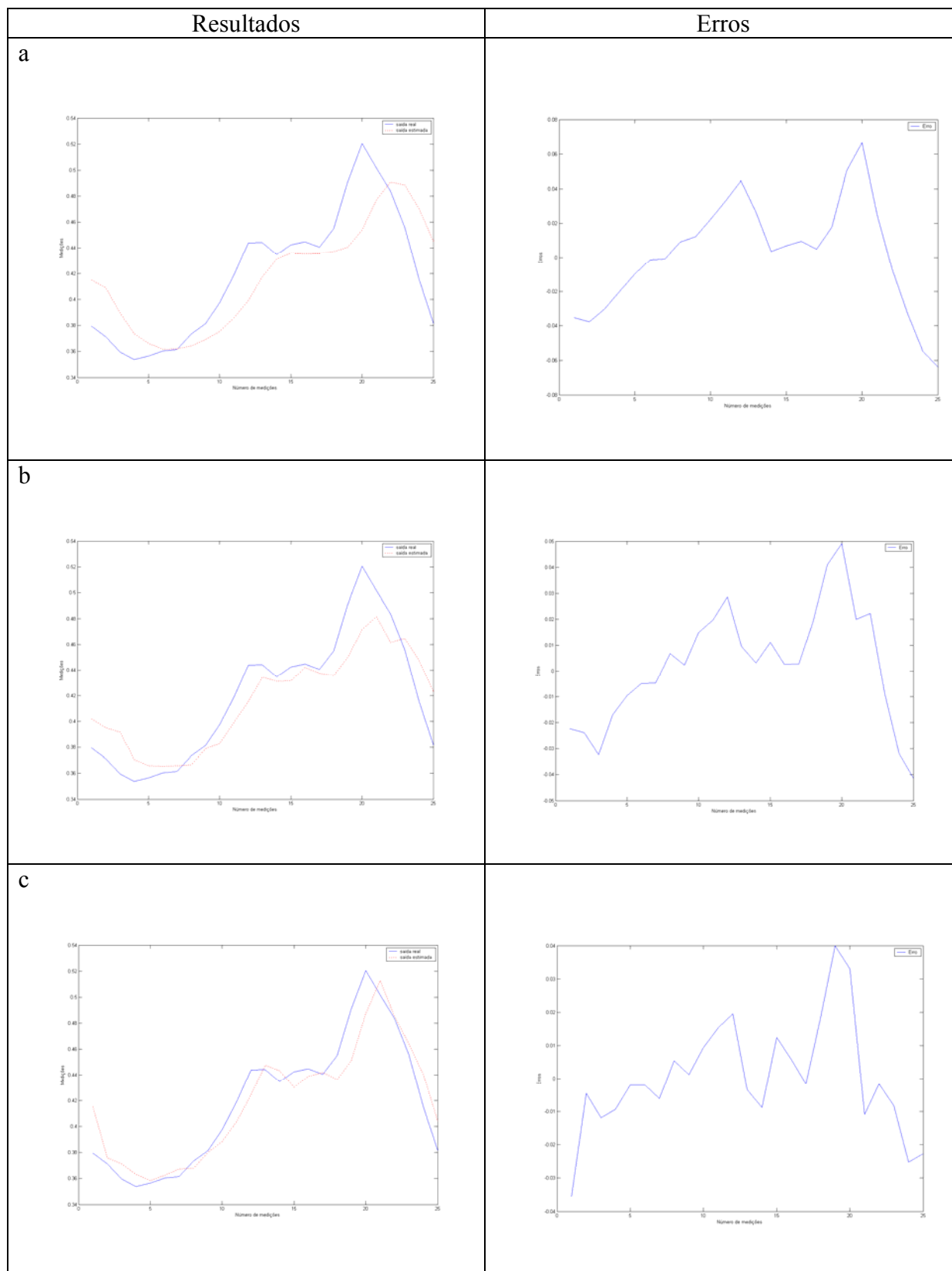


Figura 5.4 - Gráficos – SE Bateias – Medidor BT ATF-C 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 4 b - resultados/erros da simulação 5 c - resultados/erros da simulação 6.
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

Na figura 5.5 mostram-se os gráficos utilizando o método AR MQ.

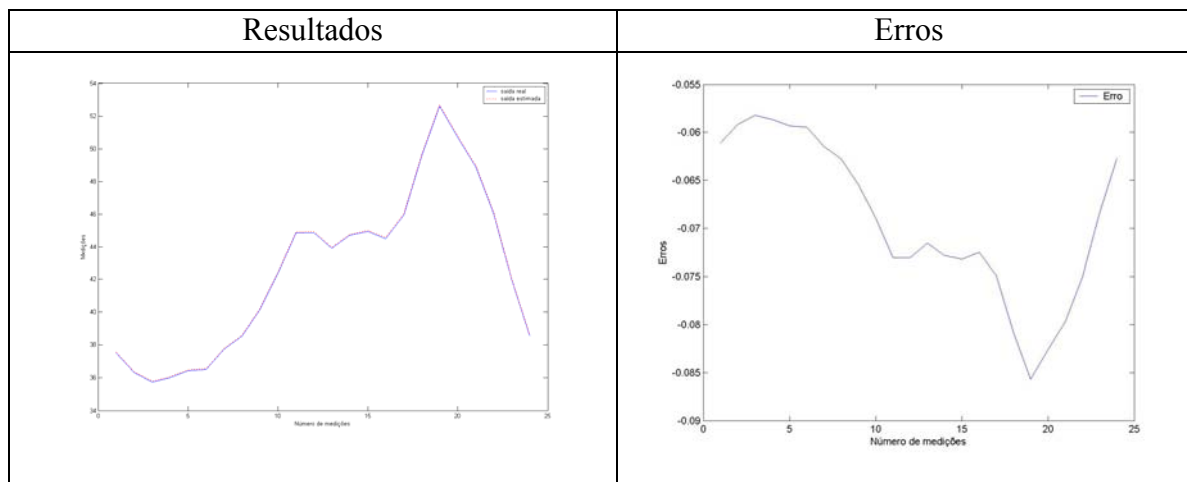


Figura 5.5 - Gráficos – SE Bateias – Medidor BT ATF-C 230-138kV – Método AR MQ
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

Na simulação observou-se que, entre todos os testes utilizando o método:

- RN-RBF, o melhor resultado obtido para R^2 foi 0,8429; neste caso, o valor do número de saídas atrasadas (m) foi 2, para um número de grupos igual a 5;
- AR MQ, o melhor resultado para R^2 na fase de teste foi 0,9998.

5.4.1.2 Resultados do medidor BT ATF-D 230 -138 kV

Na tabela 5.6 estão os dados sobre as simulações realizadas com o método RN-RBF.

Tabela 5.6 – SE Bateias – medidor BT ATF-D 230-138kV.

Simulação	Ny	N.	R^2	
			treino	teste
1	2	2	0,7888	0,7823
2	2	3	0,8022	0,7800
3	2	5	0,7588	0,8429
4	3	2	0,7177	0,7119
5	3	3	0,7248	0,7916
6	3	5	0,8606	0,8400

Na tabela 5.7 estão s dados das simulações utilizando o método AR MQ.

Tabela 5.7 – SE Bateias – Medidor BT ATF-D 230-138kV

R^2	
Treino	teste
0,9994	0,998

Nas figuras 5.6 e 5.7 estão os gráficos de resultados e erros das simulações da SE Bateias.

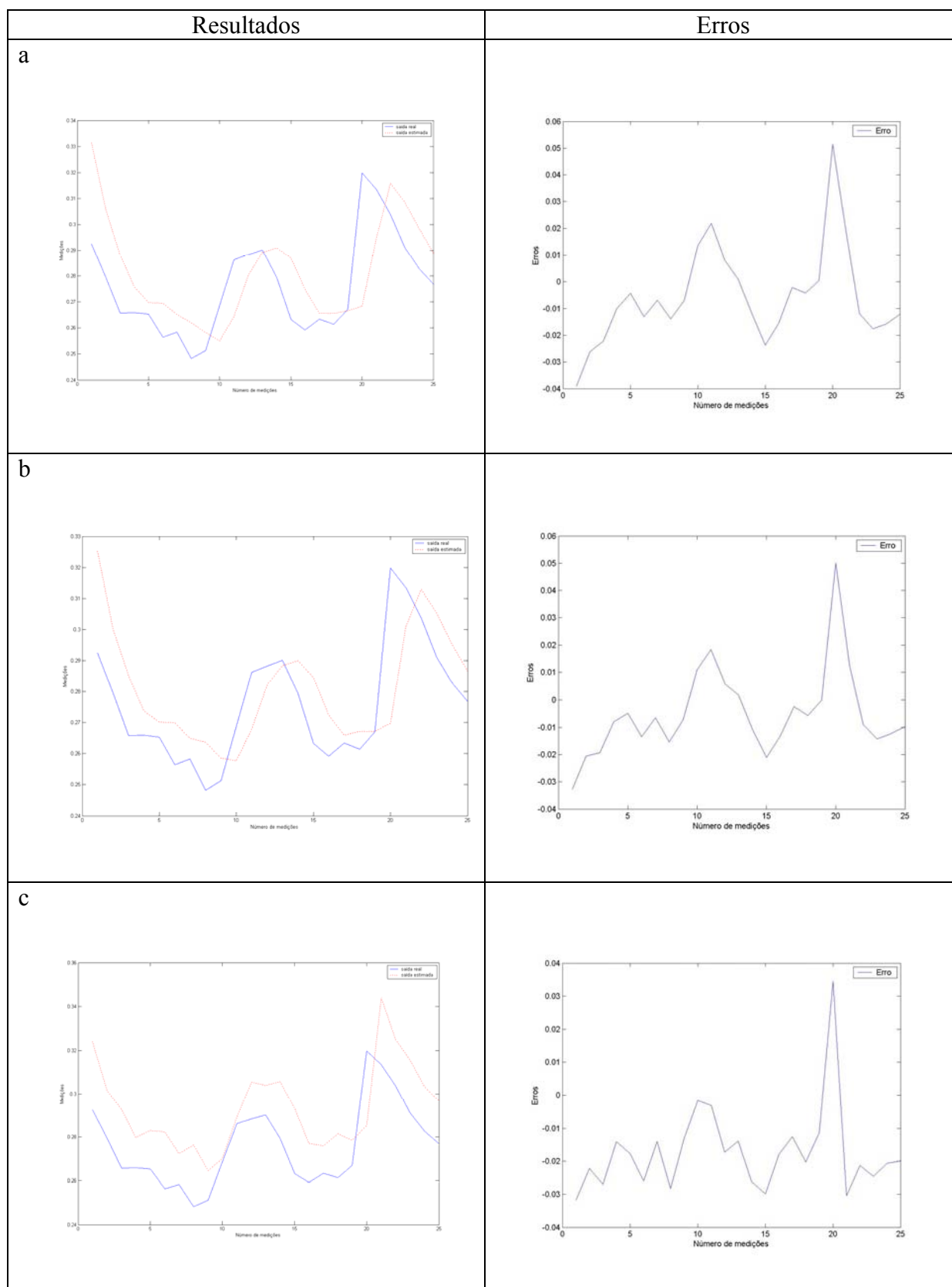


Figura 5.6 - Gráficos – SE Bateias – Medidor BT ATF-D 230-138kV – Método RN-RBF

a - resultados/erros da simulação 1 b - resultados/erros da simulação 2 c - resultados/erros da simulação 3.
Resultados: _____ saída real /saída estimada.

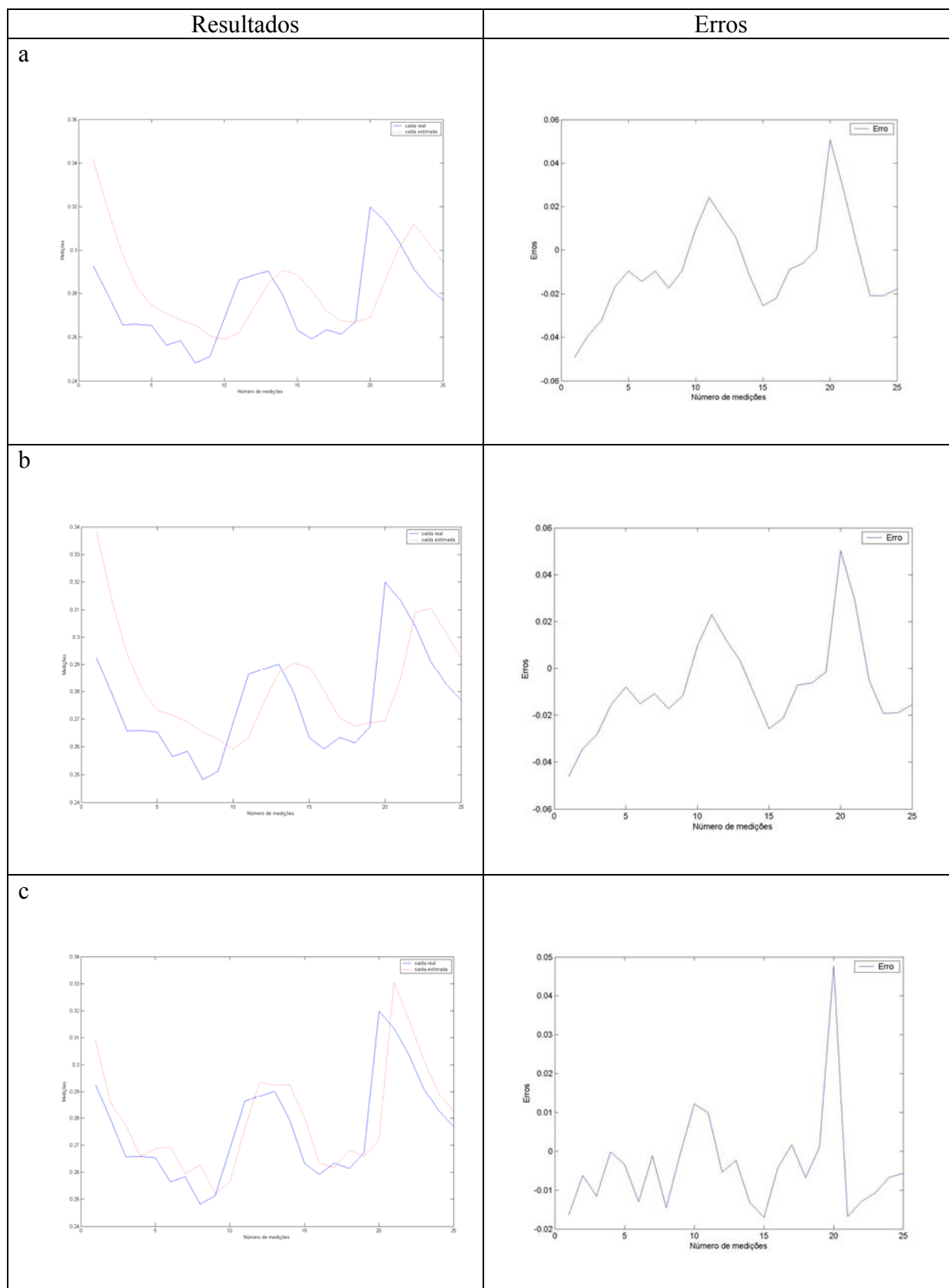


Figura 5.7 - Gráficos – SE Bateias – Medidor BT ATF-D 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 4 b - resultados/erros da simulação 5 c - resultados/erros da simulação 6.
Resultados: _____ saída realsaída estimada.

Na figura 5.8 mostram-se os gráficos de resultado e o gráfico de erros do medidor BT ATF-D 230-138kV, da SE de Bateias, utilizando o método AR MQ.

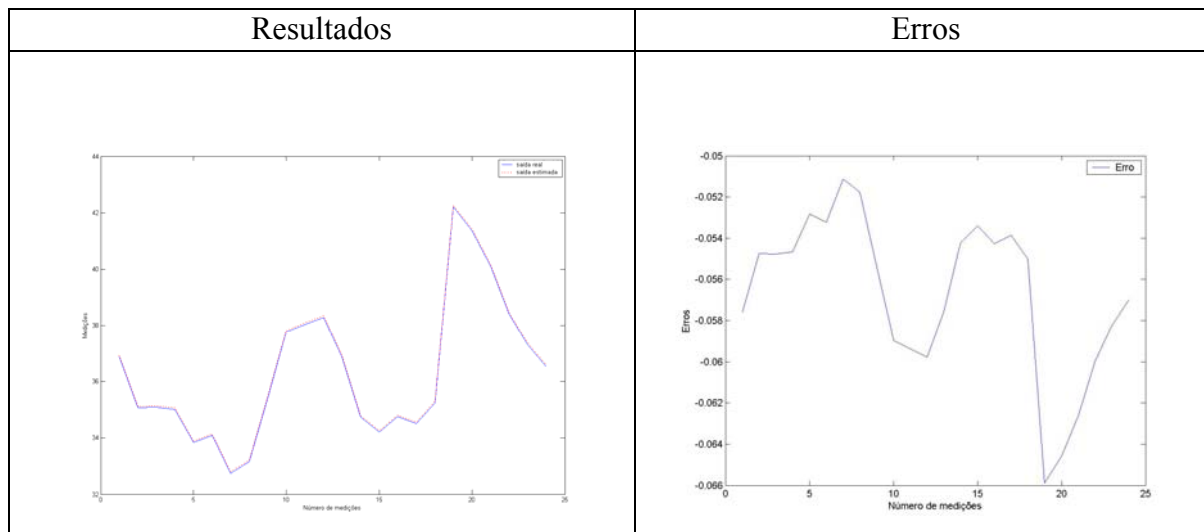


Figura 5.8 – Gráficos do Método AR MQ - SE Bateias – Medidor BT ATF-D 230-138kV.

Resultados: _____ saída realsaída estimada.

Na simulação da SE de Bateias do medidor - BT ATF-D 230-138 kV, observou-se que, entre todos os testes utilizando o método:

- RN-RBF, o melhor resultado obtido para R^2 na fase de teste foi 0,8606; neste caso, o valor do número de saídas atrasadas (m) foi 3, para um número de grupos igual a 5;
- AR MQ, o melhor resultado obtido para R^2 na fase de teste foi 0,9994.

5.4.2 Subestação Ibiporã

5.4.2.1 Resultados do medidor ATF-A 230-138 kV

Na tabela 5.8 estão reunidos os dados sobre as simulações realizadas utilizando o método RN-RBF. Na tabela 5.9, os dados sobre as simulações realizadas utilizando o método AR MQ.

Tabela 5.8 - SE Ibiporã – medidor ATF-A 230-138kV – Método RN-RBF.

Simulação	Ny	N.	R ²	
			treino	teste
1	2	2	0,7798	0,7800
2	2	3	0,8196	0,8198
3	2	5	0,8857	0,8855
4	3	2	0,6916	0,6921
5	3	3	0,8368	0,8369
6	3	5	0,8877	0,8875

Tabela 5.9– Subestação Ibiporã – medidor ATF-A 230-138kV – Método AR MQ.

R ²	
Treino	teste
0,9999	0,9999

Nas figuras 5.9 e 5.10 estão os gráficos de resultados e erros das simulações do medidor BT ATF-A 230-138kV utilizando o método RN-RBF.

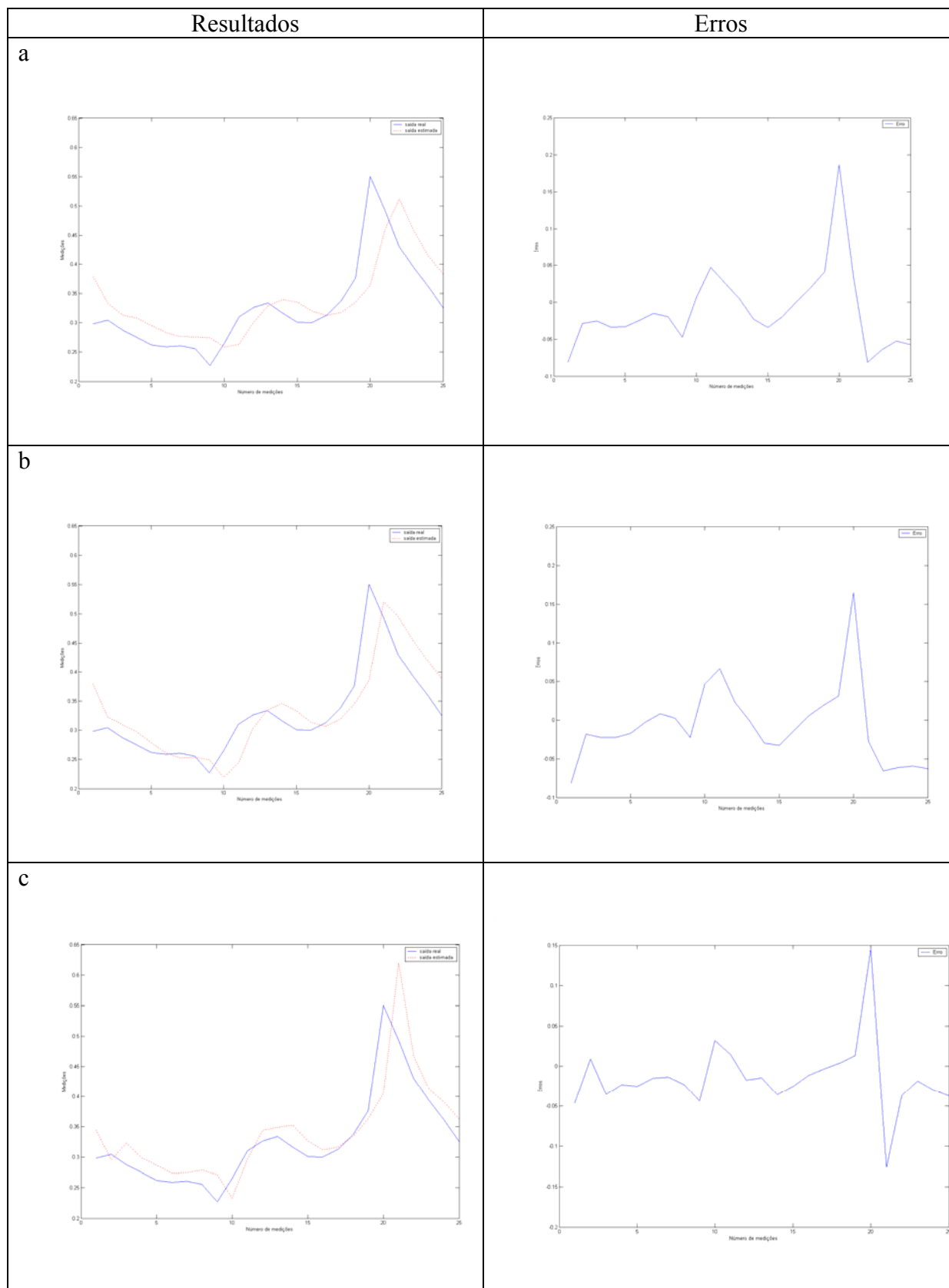


Figura 5.9 - Gráficos – SE Ibiporã – Medidor BT ATF-A 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 1 b - resultados/erros da simulação 2 c - resultados/erros da simulação 3.
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

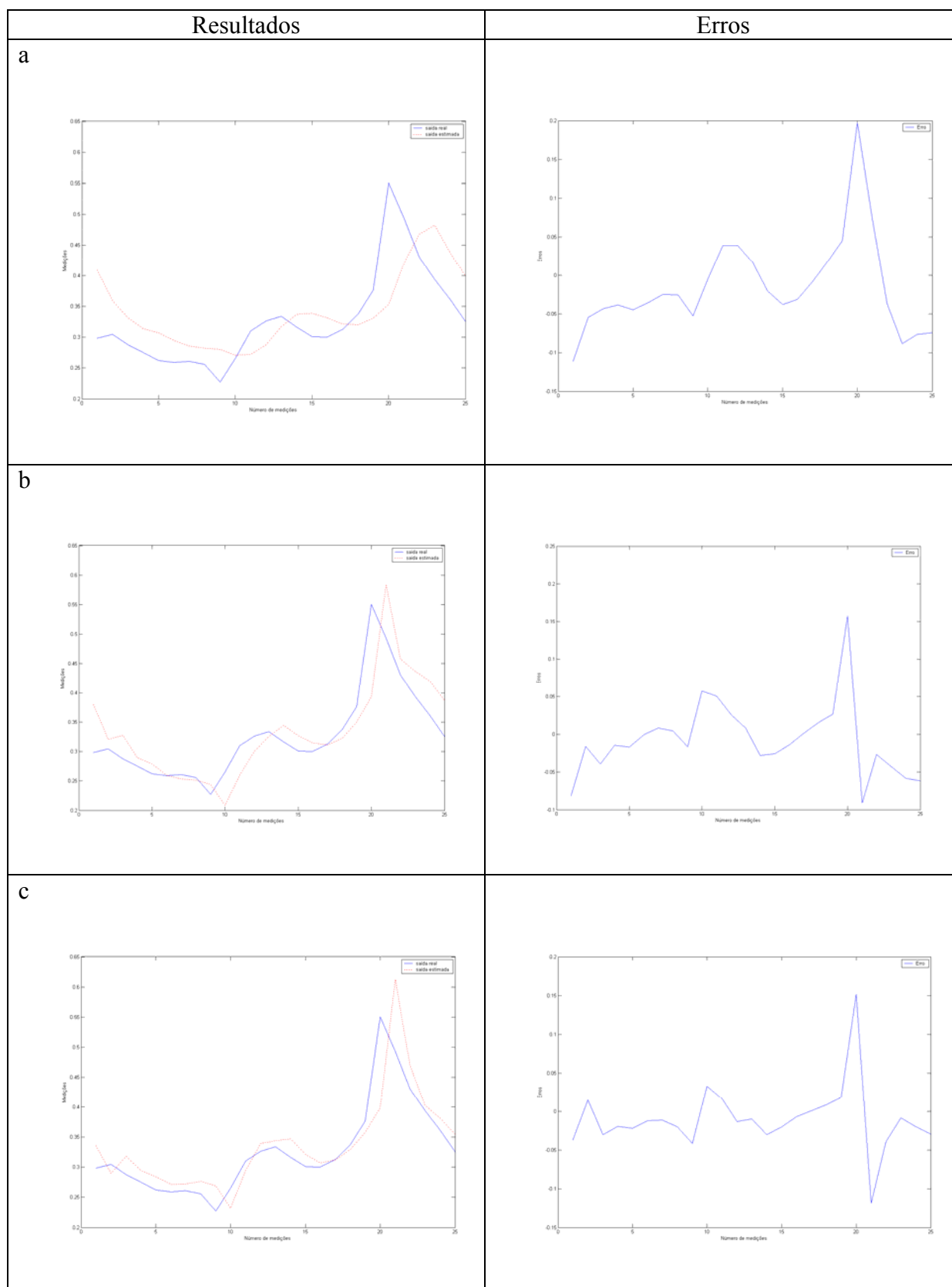


Figura 5.10 - Gráficos – SE Ibioporã – Medidor BT ATF-A 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 4 b - resultados/erros da simulação 5 c - resultados/erros da simulação 6.
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

Na figura 5.11 mostram-se os gráficos utilizando o método AR MQ.

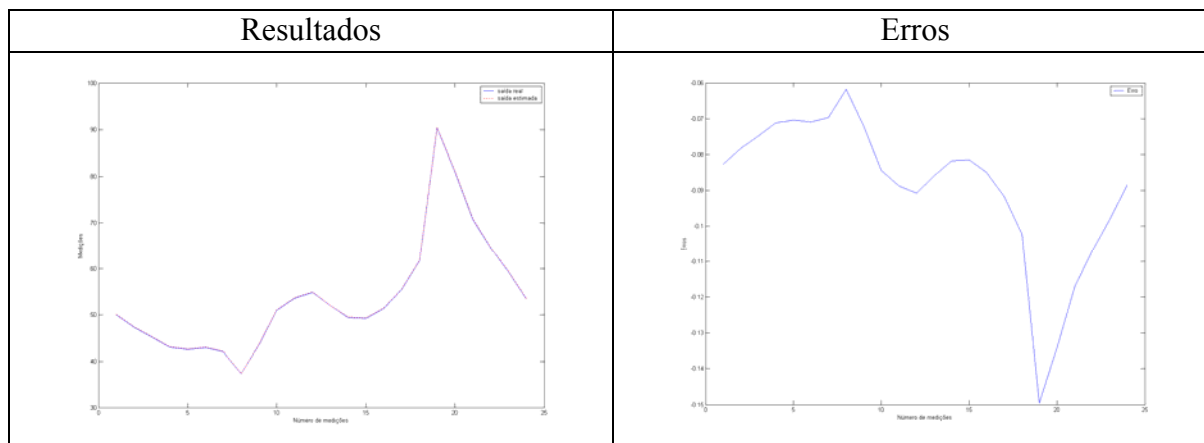


Figura 5.11 – Gráficos do Método AR MQ - SE Ibiporã – Medidor BT ATF-A 230-138kV.

Na simulação observou-se que, entre todos os testes utilizando o método:

- RN-RBF, o melhor resultado obtido para R^2 de validação foi 0,8875; neste caso, o valor do número de saídas atrasadas (m) foi 3, para um número de grupos igual a 5;
- AR MQ, o melhor resultado obtido para R^2 de validação foi 0,9999.

5.4.2.2 Resultados do medidor ATF-B 230 -138 kV

Na tabela 5.10 estão reunidos os dados sobre as simulações realizadas utilizando o método RN-RBF. Na tabela 5.11, os dados sobre as simulações realizadas utilizando o método AR MQ.

Tabela 5.10 - SE Ibiporã – medidor ATF-B-230 – 138 kV – Método RN-RBF.

Simulação	Ny	N.	R^2	
			treino	teste
1	2	2	0,7766	0,7700
2	2	3	0,8453	0,8453
3	2	5	0,8853	0,8852
4	3	2	0,6879	0,6800
5	3	3	0,8357	0,8358
6	3	5	0,8861	0,8859

Tabela 5.11 - SE Ibiporã – medidor ATF-B-230 – 138 kV - Método AR MQ.

R^2	
treino	teste
0,9998	0,9998

Nas figuras 5.12 e 5.13 estão os gráficos das simulações da SE Ibiporã.

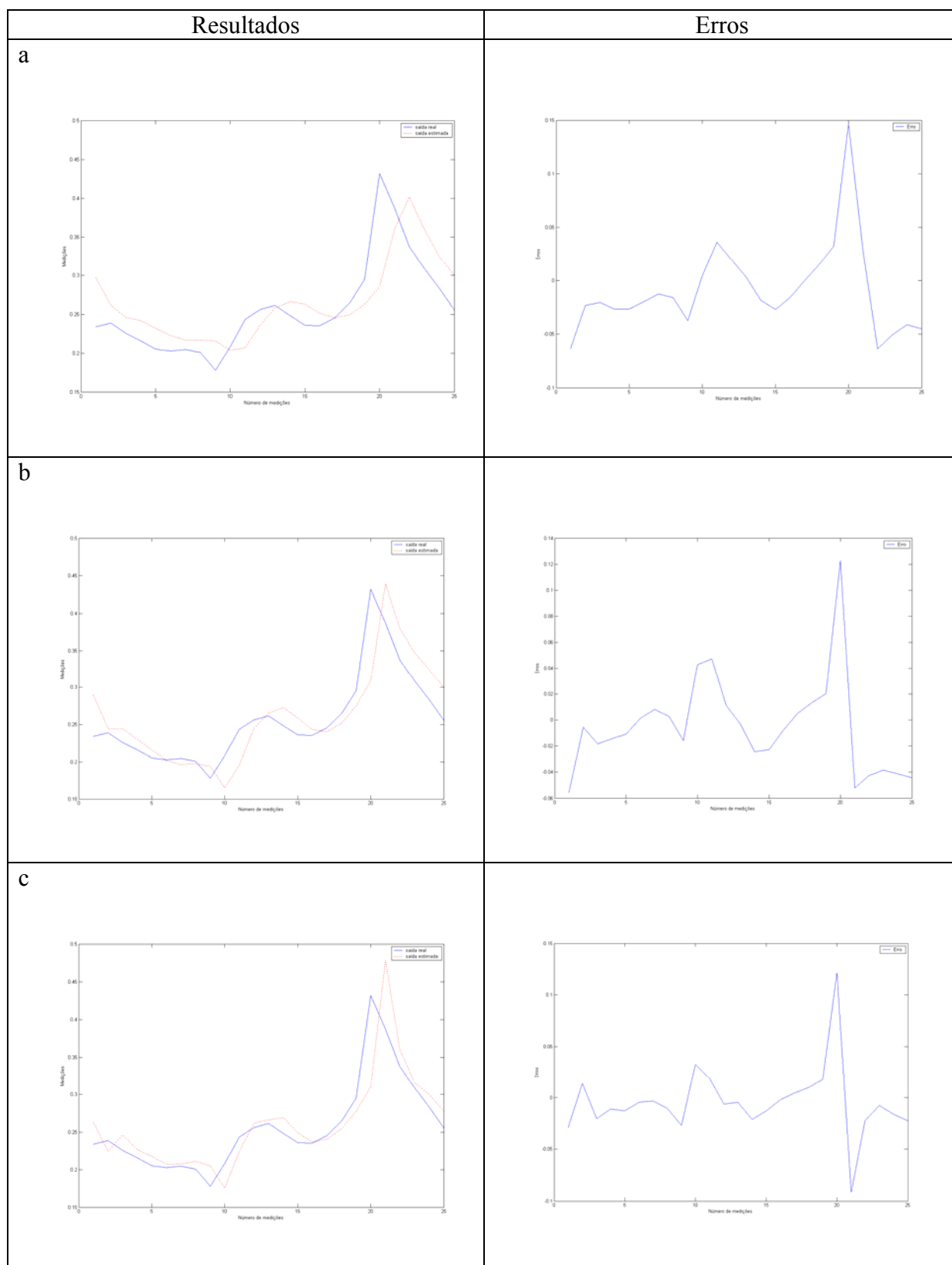


Figura 5.12 - Gráficos – SE Ibiporã – Medidor BT ATF-B 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 1 b - resultados/erros da simulação 2 c - resultados/erros da simulação 3.
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

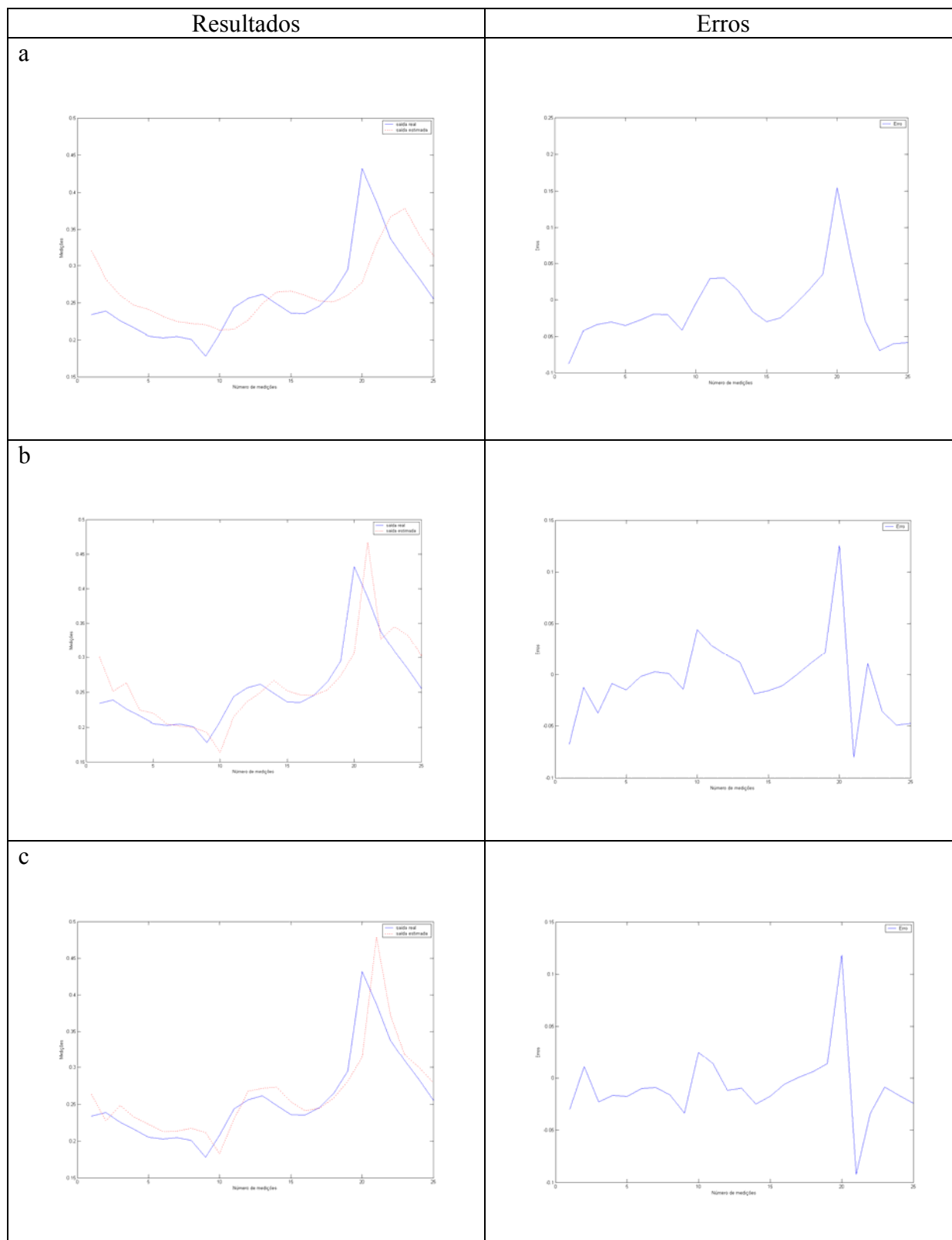


Figura 5.13 - Gráficos – SE Ibiporã – Medidor BT ATF-B 230-138kV – Método RN-RBF
a - resultados/erros da simulação 4 b - resultados/erros da simulação 5 c - resultados/erros da simulação 6.
Resultados: _____ saída real/.....saída estimada.

Na figura 5.14 mostram-se os gráficos utilizando o método AR MQ.

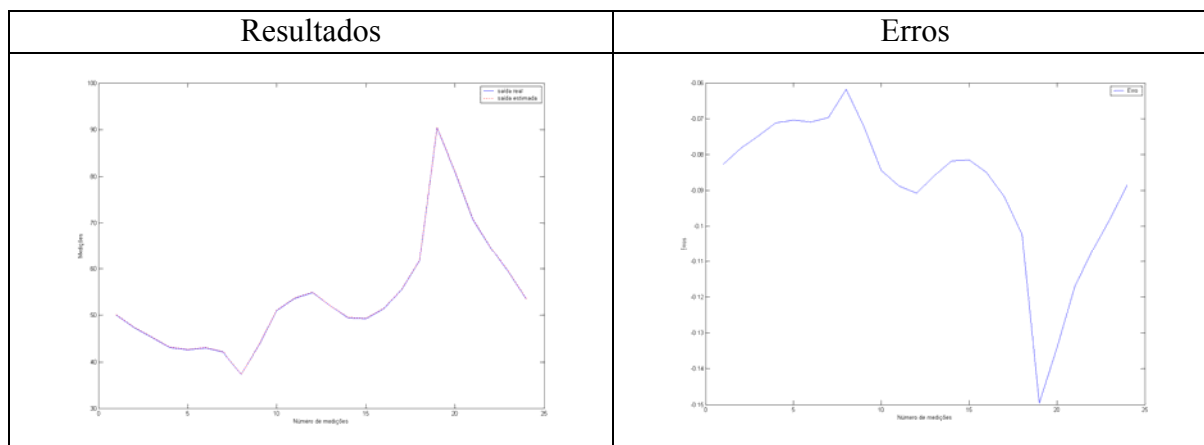


Figura 5.14 – Gráficos do Método AR MQ - SE Ibiporã – Medidor BT ATF-B 230-138kV.

Na simulação da SE de Ibiporã do medidor - BT ATF-B 230-138 kV, observou-se que, entre todos os testes utilizando o método:

- a) RN-RBF, o melhor resultado obtido para R^2 de validação foi 0,8859; neste caso, o valor do número de saídas atrasadas (m) foi 3, para um número de grupos igual a 5;
- b) AR MQ, o melhor resultado obtido para R^2 de validação foi 0,9998.

5.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Os dois métodos descritos neste capítulo, RN-RBF e AR MQ, foram testados para validação de dados de medição de energia elétrica. Para tanto foram efetuadas simulações nas quais foram utilizados os dados de medição de medidores das SEs de Bateias e Ibiporã para as previsões um-passo-a-frente com os resultados dos testes para ambos os métodos, permitindo a escolha do melhor.

A comparação entre as duas técnicas foi efetuada exclusivamente para a situação da previsão do dia D-1, ou seja, o dia anterior de hora em hora. Foram realizadas simulações para as previsões no período de 1º de janeiro a 29 de julho de 2008, pois para estes casos é possível a comparação entre todos os dados coletados das duas SEs.

Quanto ao algoritmo de agrupamento, o k-médias mostra algumas vantagens. Primeira, faz com que cada dado do conjunto pertença a um grupo. Esta condição, contudo, pode mostrar alguns problemas, por exemplo: antes do algoritmo ser iniciado, o número de

grupos deve ser escolhido, ou, mesmo o dado não estando tão próximo ao centro, ele pertencerá a este, o que faz com o que o algoritmo perca eficiência.

Uma segunda vantagem é que a localização inicial dos centros pode variar, o que permite estabelecer outras condições iniciais para que o algoritmo possa melhorar seu desempenho.

A meta do algoritmo de otimização é a minimização de um critério de desempenho. Se as restrições e condições forem atendidas, o modelo encontrado pode ser aceito, ou não. Neste último caso, quando uma das condições impostas é violada, todo ou mesmo alguma parte do procedimento de treino e validação, têm de ser repetidos até que um modelo apropriado seja encontrado.

Os resultados obtidos e a maneira como foram obtidos ficaram exclusivamente a cargo do modelador, pois não existem métodos que demonstrem qual o número de saídas atrasadas (m) deve ser utilizado, qual o número razoável de grupos e também qual grau de complexidade é aceitável. Tudo depende da experiência do modelador, e de como ele deseja utilizar o modelo encontrado.

A análise direta dos resultados também foi feita. O primeiro detalhe a ser comentado sobre os resultados encontrados é que, na maioria dos casos, quando foi inserido um número maior de saídas atrasadas nas entradas, a identificação melhorou, devido ao fato de que a rede recebe mais informações sobre a dinâmica não-linear do processo, conseqüentemente, melhora sua resposta. Essa condição faz com que o número de saídas atrasadas (m) afete os resultados. Em vista disto, há que se tomar um cuidado especial, pois quanto maior o número de saídas atrasadas maior é a complexidade do modelo.

Para obter a melhor resposta da identificação, foi usado o índice R^2 e a melhor resposta foi retirada do maior R^2 . Esta maneira pode não ser considerada a mais eficiente para definir o melhor resultado, visto que deve ser levada em conta a complexidade do modelo encontrado. Para a análise da complexidade do modelo, vários pontos podem ser abordados, tais como o número de saídas atrasadas e o número de grupos utilizados. Por exemplo, um modelo com número de grupos igual a 20 com a média do R^2 igual a 0,9999, é melhor que um modelo com número de grupos igual a 15 com a média do R^2 igual a 0,9500. Cabe tão somente ao modelador definir se a complexidade no modelo é um ponto relevante para a sua

aplicação. Nesta dissertação foi considerado apenas o modelo com maior média de R^2 , sem um foco na complexidade do modelo encontrado.

Em síntese, os resultados observados e relatados, bem como a maneira de como foram obtidos, dependem exclusivamente do modelador, visto não existirem métodos que demonstrem qual o número de saídas atrasadas deve ser utilizado, ou qual o número razoável de grupos, ou ainda, o grau de complexidade aceitável. Tudo depende da experiência do modelador, e de como ele deseja utilizar o modelo encontrado.

6 CONCLUSÕES E PESQUISAS FUTURAS

Esta dissertação teve por objetivo apresentar um estudo comparativo de desempenho dos métodos RN-RBF e AR MQ na tarefa de validação dos dados de medição de energia elétrica. A RN-RBF foi então aplicada em uma configuração série-paralelo agregando os algoritmos de agrupamento k-médias e de otimização por mínimos quadrados para a estimação de seus parâmetros. O objetivo de estudar e analisar metodologias computacionais aplicáveis à validação dos dados de medição de energia elétrica nos pontos de conexão com a Rede Básica norteou a pesquisa teórica e a aplicação prática dos métodos RN-RBF e AR MQ.

Para aplicação no problema real da concessionária observou-se que o uso do Método dos AR MQ é mais adequado visto a facilidade de ajuste, implementação e interpretação dos resultados obtidos, pois os coeficientes de correlação múltipla (R^2) encontrados ficaram muito próximo do valor 1 (um), considerado um modelo mais preciso. A RN-RBF exige do analista um conhecimento mais aprofundado da técnica e experiência com a série de dados em questão.

Como sugestão para trabalhos futuros podem ser implementados estudos comparativos usando o modelo auto-regressivo de média móvel (ARMA) ou sistemas nebulosos (*fuzzy*), que mostram um certo formalismo para a representação do conhecimento e inferência de novos conhecimentos e podem tornar-se uma abordagem atrativa para processos complexos, para testar o desempenho e velocidade da previsão das medições de energia elétrica nos pontos de conexão, haja vista ser de interesse a adoção da técnica que melhores resultados produzam quando de aplicação nos casos reais da distribuidora.

REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L.A. *Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. 2.ed. Belo Horizonte: EdUFMG, 2004.

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. *Nota Técnica n. 026/2006*. Tratamento regulatório das perdas de energia nas tarifas dos sistemas de distribuição de energia elétrica. Brasília, 23.maio.2006.

—. *Resoluções/Resoluções Normativas*: ver Legislação ao final.

AOKI, A.R. (Coord.). *Ferramenta computacional para gerenciamento das grandezas de energia e demanda da Copel*. Curitiba: Copel, 2006. 100p.

—. *Metodologia de teste de validação e consistência da medição de energia por ponto de conexão com a rede básica*. Curitiba: Copel, 2005. 25p.

ARANGO, H.; TAHAN, C.M.V. *Perdas técnicas de energia*. (2005). Disponível em: <www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Perdas_evolucao_de_Energia.pdf>. Acesso em: 12.mar.2008.

BILLINGS, S.A.; TAO, Q.H. Model Validity Tests for Nonlinear Signal Processing Applications. *International Journal Control*, v. 54, n. 1, p. 157-199, 1991.

BILINGS, S.A.; ZHENG. G.L. Radial basis function network configuration using genetic algorithms. *Pergamon, Neural Networks*, v. 8, n. 6, p. 877-890, 1995.

BISHOP, C.M. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Ed. Clarendon Press-Oxford, New York, USA, 1995.

BORS, A.G. Introduction of the Radial Basis Function (RBF) Networks. Online Symposium for Electronics Engineers, DSP Algorithms, v. 1, p. 1-7, 2001. Multimedia, 13.May.2004. Disponível em: <<http://www.osee.net>>.

BOX, G.; JENKINS, G.; REINSEL, G. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. 3ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994.

BRAGA, A.P.; LURDEMIR, T.B.; CARVALHO, A.C.P.L.F.; *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. Rio de Janeiro, LTC, 2000.

CASSINI, C. C. S. & AGUIRRE L. A. *Uma introdução à identificação de sistemas não-lineares*. Belo Horizonte: UFMG, 1999. Relatório Técnico.

CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica. *Procedimento de Comercialização*: Disponível em: <www.aneel.gov.br/evolucao/consulta_publica/documentos/>. Acesso em: abr.2008.

—. *Comercialização de energia: ambiente de contratação*. Disponível em: <<http://209.85.215.104/search?q=evolu:04XNGdPLUYcJ:www.ccee.org.br/cceeinterdsm/v/index>>. Acesso em: 21.abr.2008a.

COELHO, A.A.R.; COELHO, L.S. *Identificação de sistemas dinâmicos lineares*. Ed. UFSC, Florianópolis: EdUFSC, 2004.

COELHO, L.S.; CANGIOLIERI JUNIOR, O. *Rede neural de base radial aplicada em previsão de séries temporais: algoritmo e aplicação*. Disponível em: <http://www.abepro.org.br/biblioteca/ENESEP2000_E0222.PDF>. Acesso em: ago. 2008.

COPEL – Companhia Paranaense de Energia Elétrica. *Manual de eficiência energética na indústria*. Curitiba, nov.2005.

CORREIA, M.V. *Identificação caixa-cinza de sistemas não-lineares utilizando representações NARMAX racionais e polinomiais*. Belo Horizonte, 2001. Tese (Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica) Universidade Federal de Minas Gerais.

FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIO, G; SMYTH, P. From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI MAGAZINE*, Providence, Rhode Island, p. 32-54, July 27–31, 1997. Disponível em: <www.daedalus.es/fileadmin/daedalus/doc/MineriaDeDatos/fayyad96.pdf> Acesso em: ago.2008.

GOLUB, G. H.; VAN LOAN, C. F. *Matrix computations*. Baltimore: John Hopkins University, 1983.

GUERRA, F.A. *Análise de métodos de agrupamento para o treinamento de redes neurais de base radial aplicadas à identificação de sistemas*. Curitiba, 2006. Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas). Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

GORP, J.V. *Nonlinear Identification with Neural Network and Fuzzy Logic*. Brussel, Belgium, 2000. Thesis (PhD, Faculteit Toegepaste Wetenschappen, Dienst Algemene Elektriciteit & Instrumentatie (ELEC). VRIJE Universiteit Brussel.

HAYKIN, S. *Redes neurais: princípios e prática*. 2ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HERNANDEZ, E. D. M. *Inteligência Computacional e Redes Neurais em Engenharia Elétrica*. PSI2222 Práticas de Eletricidade e Eletrônica II, Seminário 6, 2003.

HIPPERT, H.S.; BUNN, D.W.; SOUZA, R.C. Previsão de cargas elétricas por redes neurais: uma investigação empírica do problema de *overfitting*. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 21, n.3, p. 425-434, 2005.

JANG, J.R.S. Least-squares Methods for System Identification. In: JANG, J.S.R.; SUN, C.T.; MIZUTANI, E. *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*. NJ-USA: Prentice Hall, 1997. p.95-128.

LANDAU, E.; SAMPAIO, P. O setor elétrico em uma visão introdutória. In: LANDAU, E. (Coord.). *Regulação jurídica do setor elétrico*. Rio de Janeiro: Lúmen Júris, 2006. p.1-28.

LJUNG, L. Black-box Models from Input-output Measurements. Budapest, May, 2001. IEEE - INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, TECHNOLOGY CONFERENCE. p. 21-23.

MACHADO, A.C.F. *Enfrentando novas atribuições*. 12.abr.2007. Disponível em: <www.cogensp.com.br/cogensp/>. Acesso em: abr.2008.

MOODY, J.; DARKEN, C. J. Fast Learning in Networks of Locally-Tuned Processing Units. *Neural Computation*, v. 1, n. 2, pp. 281-294, 1989.

ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico. *Evolução do sistema elétrico*. Disponível em: <http://www.ons.com.br/entenda_setor/evolucao_setor.aspx>. Acesso em: 22.abr.2008.

—. *Procedimentos de rede*>Módulo 12: medição para faturamento. Disponível em: <http://www.ons.org.br/procedimentos/modulo_12.aspx>. Acesso em: 22.abr.2008a.

OVERFITTING. Disponível em: <small-brother.blogspot.com/2007/05/overfitting.html>. Acesso em: ago.2008>.

PENG, T.M.; HUBELE, N.F.; KARADY, G.G.. Advancement in the Application of Neural Networks for Short-Term Load Forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 7, n. 1, p. 250-257, fev.1992.

REBELLO, A.C.G. Perdas de energia: impactos no equilíbrio do setor elétrico brasileiro. In: LANDAU, E. (Coord.). *Regulação jurídica do setor elétrico*. Rio de Janeiro: Lúmen Júris, 2006. p.497-522.

REZENDE, S.O. (2003). *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003. v.1.

ROCCO, S. M. de. *Previsão de demandas para controle dos montantes de uso do sistema de transmissão para distribuidoras de energia elétrica*. Curitiba, 2008. Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica). Universidade Federal do Paraná.

SCHAIBLE, B.; XIE, H.; LEE Y. C. Fuzzy Logic Models For Raking Process Effects. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 5, n. 4, p. 545-556, 1997.

SILBERSCHATZ, A.; TUZHILIN, A. On Subjective Measures of Interestingness in Knowledge Discovery. In: —.What Makes Patterns Interesting in Knowledge Discovery Systems. *IEEE Tran. Knowledge & Data Mining*, v.8, n.6, 1996.

SILVA, J.R.F. *As empresas do setor elétrico brasileiro e os níveis de evidenciações voluntárias das demonstrações contábeis*. Recife, 2004. Dissertação (Mestrado – Programa Multi-institucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília). Universidade Federal da Paraíba; Universidade Federal de Pernambuco.

SJOBERG, J. Non-Linear System Identification with Neural Networks. Sweden, 1995. Thesis (PhD - Department of Electrical Engineering). Linkoping University.

TAFNER, M.A. As redes neurais artificiais: aprendizado e plasticidade. *Revista Cérebro & Mente*, v.2, n. 5, mar./maio 1998.

TATIBANA, Cássia Yuri; KAETSU, Deisi Yuki. *Redes neurais*. Disponível em: <<http://www.din.uem.br/ia/neurais/#neural>>. Acesso em: 06 set. 2005.

THEOTÔNIO, R.C.R. *Princípios de análise da reforma do setor elétrico: um estudo comparativo*. Florianópolis, 1999. Monografia (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção). Universidade Federal de Santa Catarina.

VEELENTURF, L. P. J. *Analysis and Applications of Artificial Neural Networks*. Hertfordshire: Prentice Hall, 1995.

ZHANG, G.P.; PATUWO, B.E.; HU, M.Y. A Simulation Study of Artificial Neural Networks for Nonlinear Time-Series Forecasting. *Computers & OR*, v.28, n. 4, p. 381-396, 2001.

ZUBEN, F.V.; CASTRO, L.N.. *Projeto de redes neurais artificiais*. Disponível em: <ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia353_03/topico3_03.pdf>. Acesso em: ago.2008.

Legislação

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. *Resolução n. 91*. Estabelece as condições para implementação do limite de contratação de energia elétrica para agentes participantes do Mercado Atacadista de Energia Elétrica - MAE, conforme definido no Decreto n. 4.562, de 31 de dezembro de 2002. Brasília, 27.fev.2003. D.O.U. de 28.fev.2003.

—. *Resolução n. 352*. Estabelece as condições para implementação da sistemática de verificação do lastro de contratos de venda de energia elétrica, registrados no Mercado Atacadista de Energia Elétrica – MAE, conforme diretriz estabelecida no art. 5º da Resolução nº 249, de 11 de agosto de 1998. Brasília, 22.jul.2003. D.O.U. de 23.jul.2003.

—. *Resolução Normativa n. 300*. Estabelece critérios para aplicação de recursos em Programas de Eficiência Energética. Brasília, 12.fev.2008. D.O.U. de 22.fev.2008.

—. *Resolução Normativa n. 109*. Institui a Convenção de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Brasília, 26.out.2004. D.O.U. de 27.out.2004.

—. *Resolução Normativa n. 67*. Estabelece critérios para a composição da rede básica do sistema interligado nacional. Brasília, 08.jun.2004. D.O.U. de 11.06.2004.

—. *Resolução Normativa n. 790*. Estabelece a metodologia para o cálculo do reajuste das tarifas de uso dos sistemas de distribuição de energia elétrica aplicáveis a unidades consumidoras. Brasília, 24.dez.2002. D.O.U. de 27.dez.2002.

—. *Resolução Normativa n. 456*. Brasília, 2000. D.O.U. de 2000.

—. *Resolução Normativa n. 433*. Atualiza os critérios para a composição da rede básica do sistema elétrico interligado. Brasília, 10.nov.2000. Publicado no D.O.U. de 13.nov.2000.

—. *Resolução Normativa n. 166*. Atualiza a composição da rede básica do sistema elétrico interligado, suas conexões e as respectivas empresas usuárias das instalações. D.O.U. de 01.jun.2000.

—. *Resolução Normativa n. 245*. Estabelece os critérios para composição da rede básica dos sistemas elétricos interligados. Brasília, 31.jul.1998. D.O.U. de 03.ago.1998.

BRASIL. Presidência da República. *Lei n. 10.848*. Dispõe sobre a comercialização de energia elétrica. Brasília, 15.mar.2004. D.O.U. de 16.mar.2004.

—. —. *Lei n.10.847*. Autoriza a criação da Empresa de Pesquisa Energética – EPE. Brasília, 15.mar.2004. D.O.U. de 16.mar.2004.

—. —. *Lei n. 9.648*. Altera dispositivos das Leis n. 3.890-A, de 25 de abril de 1961, n. 8.666, de 21 de junho de 1993, n. 8.987, de 13 de fevereiro de 1995, n. 9.074, de 7 de julho de 1995, n. 9.427, de 26 de dezembro de 1996, e autoriza o Poder Executivo a promover a reestruturação da Centrais Elétricas Brasileiras - ELETROBRÁS e de suas subsidiárias. Brasília, 27.maio.1998. D.O.U. de 28.maio.1998.

—. —. *Lei n. 9.427*. Institui a Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, disciplina o regime das concessões de serviços públicos de energia elétrica. Brasília, 26.dez.1996. D.O.U. de 27.dez.1996. Retificada D.O.U. 15.jan.1997.

—. —. *Lei n. 9.074*. Estabelece normas para outorga e prorrogações das concessões e permissões de serviços públicos. Brasília, 07.jul.1995. D.O.U. de 08.jul.1995. Republicado D.O.U. 28.set.1998.

—. —. *Lei n. 8.987*. Dispõe sobre o regime de concessão e permissão da prestação de serviços públicos previsto no art. 175 da Constituição da República. Brasília, 13.fev.1995. D.O.U. 14.fev.1995. Republicado D.O.U. 28.set.1998.

—. —. *Lei n. 9.427*. Institui a Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, disciplina o regime das concessões de serviços públicos de energia elétrica. Brasília, 26.dez.1996. D.O.U. de 27.dez.1996.

—. —. *Lei n.8.631*. Dispõe sobre a fixação dos níveis das tarifas para o serviço público de energia elétrica, extingue o regime de remuneração garantida. Brasília, 4.mar.1993. D.O.U. de 5.mar.1993.

—. —. *Decreto n. 5.163*. Regulamenta a comercialização de energia elétrica, o processo de outorga de concessões de autorizações de geração de energia elétrica. Brasília, 30.jul.2004. D.O.U de 30.jul.2004.

—. —. *Decreto n. 5.177*. Regulamenta os arts. 4º e 5º da Lei n. 10.848, de 15 de março de 2004, e dispõe sobre a organização, as atribuições e o funcionamento da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE. Brasília, 12.ago.2004. D.O.U. de 16.ago.2004.

—. —. *Decreto n. 24.643*. Decreta o Código de Águas. Rio de Janeiro, 10.jul.1934. CLBR¹⁵, 1934, v.4, p.679.

—. —. *Decreto-Lei n. 1.699*. Dispõe sobre o Conselho Nacional de Águas e Energia Elétrica e seu funcionamento. Rio de Janeiro, 24.out.1939. CLBR, 1939, v.8, p.42.

¹⁵ Coleção de Leis Brasileiras.